



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ І НЕЙРОМЕРЕЖІ:
ВІД ТЕОРІЇ ДО ПРАКТИКИ
НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

Навчальний посібник

Харків 2025

УДК [004.8+004.032.26]:656.2(075)

Ш 94

*Рекомендовано вченою радою Українського державного університету
залізничного транспорту як навчальний посібник
(витяг із протоколу № 6 від 01 липня 2025 р.)*

Рецензенти:

професор, д-р фіз.-мат. наук Є. Зубарєв,
професор, д-р техн. наук В. Маслієв (НТУ «ХПІ»)

Авторський колектив:

В. О. Сотник, С. О. Змій, А. С. Панченко, О. В. Щєбликіна

Ш 94

Штучний інтелект і нейромережі: від теорії до практики на
залізничному транспорті: Навч. посібник / В. О. Сотник,
С. О. Змій, А. С. Панченко та ін. – Харків: УкрДУЗТ, 2025. –
324 с., рис. 54, табл. 11.

ISBN

У навчальному посібнику викладено матеріал про застосування технологій штучного інтелекту і нейронних мереж у галузі залізничного транспорту. Посібник містить п'ять взаємопов'язаних розділів, які послідовно розкривають як теоретичні основи, так і практичне застосування інтелектуальних технологій.

Практична спрямованість посібника підкріплена реальними прикладами впровадження технологій у різних сферах залізничного транспорту, що робить його цінним для широкої аудиторії: здобувачів вищої освіти, викладачів, науковців і фахівців-практиків залізничної галузі.

Навчальний посібник розроблений згідно з сучасними викликами цифрової трансформації залізничного транспорту і спрямований на формування як теоретичних знань, так і практичних навичок впровадження інтелектуальних технологій для підвищення ефективності, безпеки та якості залізничних перевезень.

УДК [004.8+004.032.26]:656.2(075)

ISBN

© Український державний університет
залізничного транспорту, 2025.

ВІД АВТОРІВ

Шановні читачі!

Навчальний посібник «Штучний інтелект і нейромережі: від теорії до практики на залізничному транспорті» є результатом досліджень і практичного досвіду в галузі впровадження інтелектуальних технологій на залізничному транспорті.

Для сучасного етапу розвитку залізничного транспорту характерне стрімке впровадження цифрових технологій і систем на основі штучного інтелекту. Це зумовлено необхідністю підвищення ефективності перевезень, убезпечення руху, оптимізації використання ресурсів і покращення якості обслуговування пасажирів. Штучний інтелект і нейронні мережі стають невід'ємною складовою сучасної залізниці, відкриваючи нові можливості для автоматизації процесів управління та керування, діагностики обладнання та прогнозування різних параметрів транспортної системи.

Навчальний посібник створено, щоб надати читачам комплексне розуміння теоретичних основ і практичних аспектів застосування штучного інтелекту і нейромереж у залізничній галузі. Особливу увагу приділено поєднанню фундаментальних знань із реальними прикладами впровадження інтелектуальних технологій у різних сферах залізничного транспорту.

Структура посібника побудована так, щоб забезпечити послідовне вивчення матеріалу: від історичного розвитку і теоретичних основ штучного інтелекту до конкретних прикладів його застосування на залізниці. Важливе місце займають питання соціальних та етичних аспектів впровадження штучного інтелекту, що є надзвичайно актуальним у контексті сучасних викликів цифрової трансформації транспортної галузі.

Навчальний посібник розрахований на широке коло читачів: здобувачів вищої освіти, які навчаються за спеціальностями, пов'язаними із залізничним транспортом та інформаційними технологіями, аспірантів, викладачів, а також фахівців-практиків залізничної галузі. Матеріал подано в доступній формі, з численними прикладами та практичними рекомендаціями, що дасть змогу читачам не лише засвоїти теоретичні знання, але й набути практичних навичок роботи з системами, заснованими на використанні технологій штучного інтелекту.

Особливістю посібника є його практична спрямованість. У ньому подано реальні приклади впровадження нейромереж для вирішення різних завдань: від керування рухом поїздів до прогнозування пасажиропотоків і діагностики технічного стану інфраструктури; корисні матеріали для практичного застосування: приклади програмного коду, глосарій, списки рекомендованої літератури та нормативних документів.

Ми сподіваємося, що навчальний посібник стане надійним помічником у вивченні та практичному застосуванні технологій штучного інтелекту на залізничному транспорті. Будемо вдячні за відгуки та пропозиції щодо вдосконалення матеріалу, адже розвиток штучного інтелекту продовжується, і кожен день приносить нові можливості та виклики в цій захоплюючій галузі.

Із повагою, доценти кафедри автоматики та комп'ютерного телекерування рухом поїздів Українського державного університету залізничного транспорту, м. Харків Сотник Василь Олександрович, Змій Сергій Олексійович, Щебликіна Олена Вікторівна, Панченко Артем Сергійович.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. ІСТОРИЧНИЙ РОЗВИТОК ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ І НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	9
1.1. Витоки концепції штучного інтелекту	9
1.2. Основні етапи розвитку нейромереж	14
1.3. Еволюція штучного інтелекту в транспортних технологіях	20
1.4. Сучасний стан розвитку ШІ та нейромереж	23
1.5. Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні	33
РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ І НЕЙРОМЕРЕЖ	37
2.1. Основні поняття і класифікація систем штучного інтелекту	37
2.2. Методи машинного навчання та їхні особливості	44
2.3. Нейромережі. Архітектури нейромереж: одношарові, багатошарові, згорткові та рекурентні мережі	106
2.4. Алгоритми навчання нейромереж	126
2.5. Використання великих даних у навчанні нейромереж	133
РОЗДІЛ 3. ЗАВДАННЯ, ПРОБЛЕМИ ТА ШЛЯХИ ЇХ РОЗВ’ЯЗАННЯ З ВПРОВАДЖЕННЯМ ШІ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ	139
3.1. Основні завдання та напрями використання ШІ у залізничному транспорті	139
3.2. Технічні та організаційні проблеми впровадження нейромереж	148
3.3. Виклики щодо безпеки та надійності штучного інтелекту	155
3.4. Методи покращення точності прогнозування та ухвалення рішень ...	159
3.5. Інтеграція ШІ в існуючі транспортні системи	164

РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ ІІІ ТА НЕЙРОМЕРЕЖ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ	170
4.1. Інтелектуальні системи управління залізничним рухом.....	170
4.2. Використання ІІІ для діагностики і технічного обслуговування інфраструктури.....	206
4.3. Автоматизація диспетчеризації та управління залізничними перевезеннями	214
4.4. Прогнозування та аналіз пасажиропотоку за допомогою нейромереж	222
4.5. Системи розпізнавання об'єктів і відеоаналітики на залізничних станціях.....	225
4.6. Моделювання залізничних процесів на основі штучного інтелекту ..	229
РОЗДІЛ 5. СОЦІАЛЬНІ ТА МОРАЛЬНІ АСПЕКТИ ВИКОРИСТАННЯ ІІІ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ	240
5.1. Етичні аспекти використання штучного інтелекту	240
5.2. Вплив автоматизації на зайнятість і професійну підготовку кадрів...	247
5.3. Юридичні аспекти і відповідальність за рішення, ухвалені системами ІІІ.....	253
5.4. Прозорість і безпека алгоритмів штучного інтелекту	257
5.5. Соціальне сприйняття ІІІ на залізничному транспорті	275
ВИСНОВКИ.....	287
ГЛОСАРІЙ	301
БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК.....	310
СПИСОК НОРМАТИВНИХ ДОКУМЕНТІВ ЩОДО ЗАСТОСУВАННЯ ІІІ	322

ВСТУП

Залізничний транспорт є основою сучасної інфраструктури, що забезпечує пасажирські та вантажні перевезення на значні відстані. Ефективність, безпека і надійність залізничного транспорту визначають сталий розвиток економіки та суспільства. Інтеграція технологій штучного інтелекту (ШІ) і нейронних мереж у залізничну галузь відкриває нові можливості для вдосконалення її функціонування.

Використання ШІ і нейронних мереж у залізничному транспорті зумовлене насамперед потребою підвищення безпеки руху. Системи автоматичного керування поїздами на основі ШІ здатні аналізувати значну кількість факторів, включаючи погодні умови для запобігання аварійним ситуаціям. Нейронні мережі можуть розпізнавати перешкоди на колії та своєчасно попереджати машиністів про небезпеку. Аналіз даних із датчиків інфраструктури дає змогу виявляти потенційні проблеми заздалегідь.

Інтелектуальні системи управління рухом оптимізують графік руху поїздів з урахуванням затримок, погодних умов та інших факторів. Нейромережеві моделі планування маршрутів ураховують поточний трафік, метеоумови та попит на перевезення для ефективного використання інфраструктури.

Предуктивна аналітика на основі ШІ дає змогу перейти від планового до прогнозного обслуговування обладнання. Аналіз даних із датчиків рухомого складу допомагає виявляти ознаки несправностей до їхнього критичного прояву, що знижує експлуатаційні витрати і підвищує надійність роботи транспорту.

Навчальний посібник «Штучний інтелект і нейронні мережі: від теорії до практики в залізничному транспорті» призначений для здобувачів вищої освіти залізничних спеціальностей і фахівців галузі. Мета посібника – сформувати розуміння методів штучного інтелекту і нейронних мереж, а

також забезпечити здатність впроваджувати ці технології в залізничній галузі. Основними завданнями є надання фундаментальних знань про штучний інтелект, машинне навчання та нейронні мережі, а також формування практичних навичок створення та впровадження інтелектуальних систем керування. У цьому посібнику також проаналізовано перспективи автоматизації та цифровізації залізничного транспорту.

РОЗДІЛ 1. ІСТОРИЧНИЙ РОЗВИТОК ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ І НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

1.1. Витоки концепції штучного інтелекту

Історія розвитку штучного інтелекту – це шлях від теоретичних ідей до складних систем, що сьогодні впливають на численні сфери життя. Досліджуючи еволюцію штучного інтелекту, ми спостерігаємо дивовижну траєкторію розвитку – від перших концептуальних моделей до сучасних адаптивних систем, що радикально трансформують наше суспільство [38, 46]. Історія сповнена проривними досягненнями і періодами глибокого скепсису, проте незмінним залишається фундаментальне прагнення людства розширити межі пізнання і створити системи, здатні до самостійного мислення.

Перші кроки: логічні машини та програми

1847 рік. Публікація фундаментальної праці Джорджа Буля «Математичний аналіз логіки» заклала теоретичний фундамент булевої алгебри – математичного апарату, що згодом став наріжним каменем цифрових обчислень і теорії штучного інтелекту [31].

1936 рік. Револьюційна концепція «машини Тюрінга», запропонована Аланом Тюрінгом, відкрила новий напрям у теорії обчислень. Ця абстрактна модель універсального обчислювального пристрою стала відправною точкою для розвитку комп'ютерних наук і теорії алгоритмів [32].

1943 рік. У цей період відбувається перший серйозний прорив у моделюванні нейронних мереж. Уоррен Мак-Каллок і Уолтер Пітс розробили першу математичну модель нейрона [33], а в 1949 році Дональд Гебб сформулював fundamental принцип синаптичного навчання, що пізніше отримав назву «геббового навчання» [34].

1950 рік. Алан Тюрінг ставить запитання «чи можуть машини думати?». Він пропонує «Тест Тюрінга» – критерій, за яким можна оцінити інтелект машини. Якщо машина здатна переконати людину, що вона є людиною, то вона проходить тест [32].

1956 рік. Джон Маккарті, Марвін Мінський, Клод Шеннон і Натаніель Рочестер організують Дартмутський семінар, на якому вперше офіційно вжито термін «штучний інтелект». Цей рік вважають роком народження штучного інтелекту як науки [46].

1957 рік. Френк Розенблатт створив першу нейронну мережу, здатну до навчання, – перцептрон. Перцептрон міг розпізнавати прості образи, але його можливості були обмежені [35].

Період оптимізму та перші успіхи

1950-1960-ті роки. Створення перших програм, здатних грати в шашки, розв'язувати математичні задачі та навіть перекладати тексти з однієї мови на іншу.

1966 рік. Джозеф Вайценбаум створює програму чат-бота «ELIZA», яка імітує розмову з психотерапевтом. Хоча «ELIZA» не розуміла змісту розмови, вона створювала ілюзію спілкування, що викликало захоплення в багатьох людей. У ці ж роки розроблені багатошарові нейронні мережі, які мали більші можливості, ніж перцептрон. Однак навчання багатошарових мереж було складним завданням через обмежені обчислювальні ресурси того часу [36].

Період розчарування та «зима штучного інтелекту»

1970-ті роки. Ейфорія з приводу швидкого розвитку штучного інтелекту поступово згасає. Виявилося, що багато завдань, які здавалися легкими для штучного інтелекту, насправді потребують значно більших обчислювальних ресурсів і складних алгоритмів [45, 46]. Через відсутність швидких результатів фінансування досліджень у галузі штучного інтелекту скорочується, і настає період, який отримав назву «зима штучного інтелекту».

Відродження та нові досягнення

1980-ті роки. Із розвитком комп'ютерних технологій і появою нових алгоритмів машинного навчання інтерес до штучного інтелекту знову починає зростати. Пол Вербос розробляє алгоритм зворотного поширення помилки, який дав змогу ефективно навчати багатошарові нейронні мережі. Цей алгоритм став одним з основних факторів відродження інтересу до нейронних мереж у 1980-х роках [37].

1997 рік. Комп'ютерна програма «Deer Blue», розроблена компанією «IBM», перемагає чемпіона світу з шахів Гаррі Каспарова. Це стало знаковою подією, яка продемонструвала можливості штучного інтелекту в стратегічних іграх [38].

Сучасний етап: глибоке навчання та нейромережі

2010-ті роки. Револьюційним проривом у розвитку штучного інтелекту стало глибоке навчання – метод машинного навчання, який базований на використанні багатошарових нейронних мереж. Глибоке навчання дало змогу досягти значних успіхів у розпізнаванні образів, обробленні природної мови та багатьох інших галузях [12, 43].

2016 рік. Компанія «DeepMind» розробила програму «AlphaGo», яка перемогла чемпіона світу з гри в го Лі Седоля. Це стало знаковою подією, яка продемонструвала можливості глибокого навчання в складних стратегічних іграх. Нейромережі стали здатні вирішувати складні завдання, які раніше вважали недоступними для штучного інтелекту. Компанія «Google» запускає сервіс «Google Assistant», який використовує штучний інтелект для розпізнавання голосу та виконання завдань. Мережа «Facebook» запускає чат-ботів для Messenger, які можуть спілкуватися з користувачами та надавати їм інформацію [42].

2017 рік. Компанія «Boston Dynamics» презентує робота «Atlas», який вміє ходити на двох ногах, стрибати і виконувати інші складні рухи. Компанія «Waymo» починає тестування безпілотних автомобілів на дорогах

загального користування. Дослідники з університету Карнегі-Меллон створюють штучний інтелект Libratus, який перемагає професійних гравців у покер.

2018 рік. Компанія «OpenAI» розробляє мовну модель «GPT», яка здатна генерувати тексти, що важко відрізнити від написаних людиною. Компанія «Google» презентує модель «BERT», яка покращує розуміння природної мови для пошукових систем та інших застосунків. Компанія «NVIDIA» розробляє графічні процесори нового покоління, які значно прискорюють навчання нейронних мереж [9].

2019 рік. Компанія «DeepMind» розробляє «AlphaFold» – програму, яка здатна передбачати структуру білків із високою точністю. Компанія «Google» презентує модель «LaMDA», яка здатна генерувати більш зв'язні та осмислені тексти, ніж попередні моделі. Компанія «Amazon» запускає сервіс «Amazon Comprehend Medical», який використовує штучний інтелект для аналізу медичних текстів.

2020 рік. Компанія «OpenAI» презентує модель «GPT-3», яка є ще більш потужною і здатна генерувати тексти, перекладати мови та писати код. Компанія «DeepMind» розробляє «AlphaZero» - програму, яка здатна самостійно навчатися грати в шахи, шашки та го на рівні чемпіонів світу.

Пандемія COVID-19 сприяє розвитку штучного інтелекту в галузі медицини, зокрема розроблення вакцин, діагностики захворювання та аналіз даних про поширення вірусу [39].

2021 рік. Компанія «Google» презентує модель «PaLM», яка є ще більш потужною за «GPT-3» і здатна виконувати складніші завдання з обробки природної мови. Компанія «DeepMind» розробляє «AlphaFold 2», покращену версію «AlphaFold», яка здатна передбачати структуру білків ще точніше. Штучний інтелект починають активно використовувати в різних галузях, таких як фінанси, освіта, розваги та інші [40].

2022 рік. З'являються нові генеративні моделі, такі як «DALL-E 2» і «Stable Diffusion», які здатні створювати зображення за текстовим описом.

Розвиток штучного інтелекту продовжується швидкими темпами, з'являються нові дослідження та розробки в різних напрямках [29]. Деякі експерти починають говорити про можливе досягнення технологічної сингулярності в найближчі роки.

Це лише деякі з найважливіших подій, які відбулися в галузі штучного інтелекту за останні роки. Розвиток цієї технології відбувається дуже швидко, і можна очікувати, що в майбутньому штучний інтелект буде відігравати ще більшу роль у нашому житті, а враховуючи динаміку розвитку цього напрямку, це відбудеться досить швидко.

Кінематограф часто зображує штучний інтелект як щось небезпечне та неконтрольоване. Проте багато фільмів також досліджують питання свідомості та етики штучного інтелекту. Серед відомих фільмів можна назвати «Космічна одісея 2001 року», «Той, хто біжить по лезу», «Штучний інтелект», «Матриця» та інші [86, 100].

Наведені факти демонструють, що розвиток нейромереж і штучного інтелекту – це тривалий і складний процес, супроводжуваний злетами і падіннями [3, 7]. Проте завдяки наполегливості вчених та інженерів штучний інтелект продовжує розвиватися та відкриває нові можливості для людства. Прийшов час оцінити позитивні і негативні наслідки бурхливого розвитку цих технологій і визначити їхні корисність і шкоду. Це досить складний соціальний і моральний аспект, тому в посібнику ми розглянемо лише деякі моменти цього питання [77, 92].

Реалізація ідеї штучного інтелекту має на сьогодні як позитивні, так і негативні приклади. Серед позитивних виділяють такі:

- **медицина.** Штучний інтелект допомагає лікарям діагностувати хвороби на ранніх стадіях, розробляти нові методи лікування та персоналізувати медичну допомогу [20];

- **транспорт.** Автономні транспортні засоби, розроблені на основі штучного інтелекту, можуть зробити дороги більш безпечними та зменшити кількість дорожньо-транспортних пригод [75];

- **освіта.** Штучний інтелект може допомогти створити персоналізовані навчальні програми для кожного учня та зробити навчання більш ефективним і цікавим [30].

Але також слід не забувати і про негативні наслідки цього процесу:

- **безробіття.** Автоматизація, заснована на штучному інтелекті, може призвести до скорочення робочих місць у багатьох галузях. Це досить спірне тлумачення, на нинішньому етапі розвитку ШІ - це не заміна, а помічник людини, який замінить рутинну працю [94, 113];

- **етичні проблеми.** Розроблення штучного інтелекту, який здатний ухвалювати рішення, що впливають на життя людей, викликає серйозні етичні питання [7, 85, 100];

- **загроза безпеці.** Штучний інтелект може бути використаний для створення зброї, яка здатна самостійно ухвалювати рішення про знищення цілей [55, 91].

Отже, штучний інтелект – це потужний інструмент, який може принести багато користі людству, але також може становити і серйозну загрозу. Важливо усвідомлювати відповідальність за розвиток і використання штучного інтелекту і дотримуватися етичних принципів, щоб забезпечити його безпечне та ефективне використання на благо всього людства [77, 100].

1.2. Основні етапи розвитку нейромереж

У контексті сучасного розвитку обчислювальної техніки особливої актуальності набуває дослідження та розроблення систем, що імітують когнітивні функції людського мозку. Нейронні мережі, як математичні моделі біологічних нейронних мереж (рис. 1.1), становлять фундаментальний інтерес для розвитку штучного інтелекту і когнітивних обчислень [3, 7].

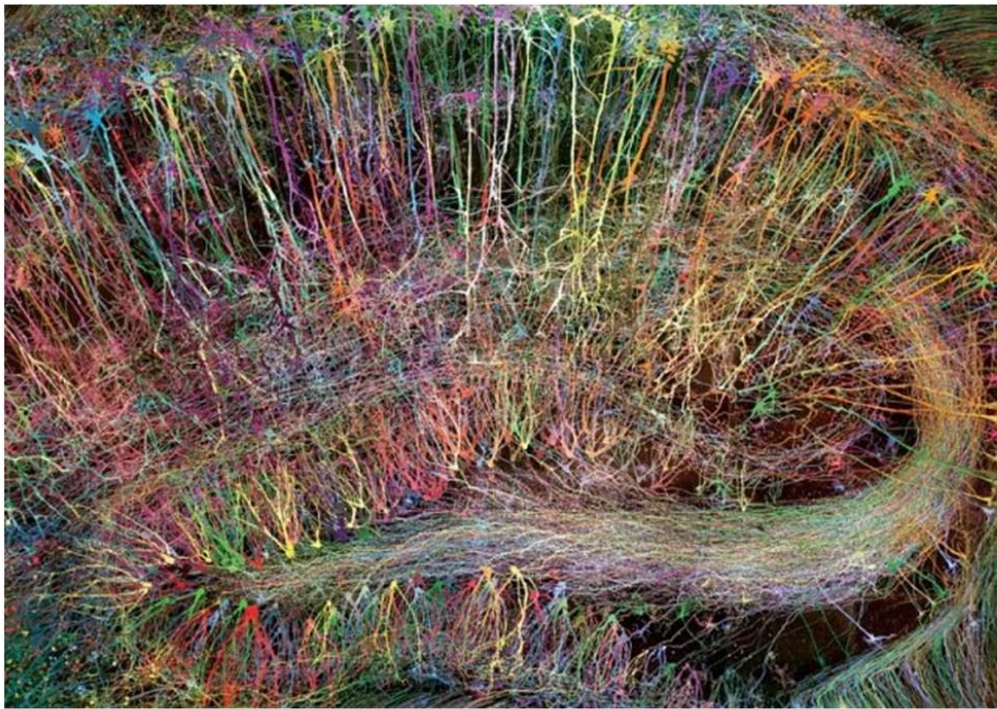


Рис. 1.1. Зображення нейромережі

Уявіть собі мозок, складну систему, що складається з мільярдів нейронів, які постійно обмінюються інформацією, даючи змогу нам думати, вчитися та адаптуватися до навколишнього світу. Нейромережі, або штучні нейронні мережі, є спробою імітувати цю дивовижну структуру і створити системи, здатні до інтелектуальної діяльності [28, 38].

Що ж таке нейромережа?

Нейромережа — це обчислювальна система, що складається з interconnected вузлів, які називають нейронами. Кожен нейрон отримує вхідні сигнали, обробляє їх та передає далі. З'єднання між нейронами мають вагу, яка визначає силу сигналу. Нейромережі здатні навчатися, змінюючи ваги з'єднань на основі отриманого досвіду [3, 5, 7].

Перші кроки розроблення штучних нейронних мереж були зроблені в 1950-х роках Френком Розенблаттом, який запропонував модель перцептрона (рис. 1.2) [35]. Перцептрон став першою нейромережевою архітектурою, здатною до навчання на прикладах. Його структура включала один шар нейронів і давала змогу розв'язувати задачі бінарної класифікації.

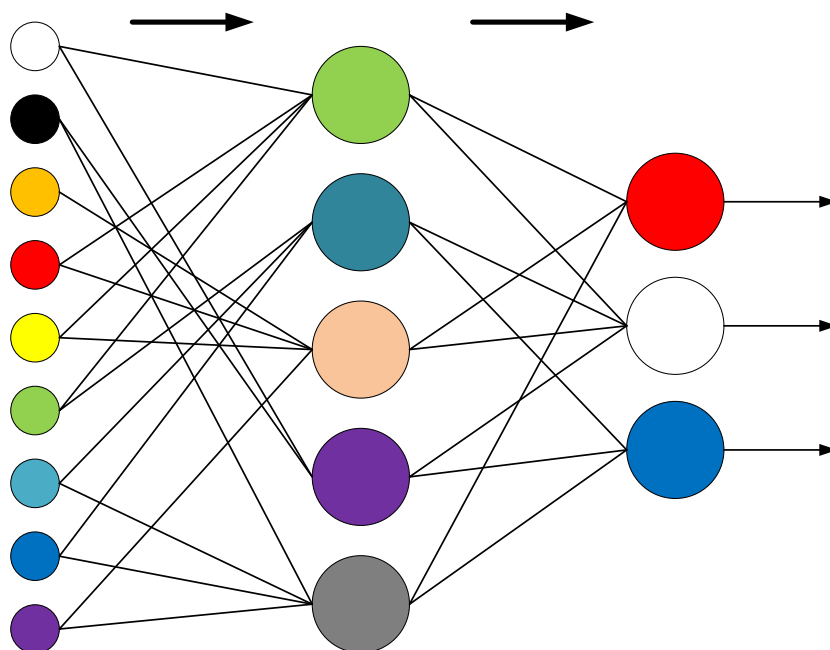


Рис. 1.2. Графічне зображення перцептрона

Перцептрон був першою нейромережею, здатною до навчання. Він міг розпізнавати прості образи. Уявіть собі, що необхідно навчити комп'ютер розрізняти кішок і собак за фотографіями. Як це зробити? Один із способів – використати перцептрон, найпростішу нейронну мережу, яка стала першим кроком для створення штучного інтелекту [35, 36].

Що ж таке перцептрон?

Перцептрон (рис. 1.2), як маленький мозок, складається з кількох нейронів. Кожен нейрон отримує сигнали ззовні, обробляє їх і передає далі. У перцептроні є вхідні нейрони, які отримують інформацію про зображення (наприклад колір шерсті, форму вух, розмір тварини), і вихідний нейрон, який вирішує, хто зображений на фотографії – кішка чи собака [35].

Як працює перцептрон?

- 1) **отримує дані** про зображення через вхідні нейрони;
- 2) **зважує сигнали**, кожен сигнал множить на певне число – вагу, яка вказує, наскільки важливий цей сигнал для розпізнавання (наприклад колір шерсті може бути важливішим за розмір тварини);
- 3) **сумує** зважені сигнали;

4) **ухвалює рішення**, тобто якщо сума перевищує певний поріг (заданий окремо), то перцептрон ухвалює рішення про результат (наприклад на фотографії зображена кішка, інакше – собака) [28, 35].

Як навчається перцептрон?

Перцептрон постійно навчається, як дитина. Йому «показують» багато фотографій кішок і собак, і він налаштовує свої ваги так, щоб ухвалювати правильні рішення. Якщо перцептрон помиляється, його ваги трохи змінюють, і він стає більш точним. Цей процес навчання повторюється багато разів, поки перцептрон не навчиться добре розрізняти кішок і собак [2, 5].

Перцептрон був першою нейронною мережею, яка могла навчатися, і це було великим проривом. Проте він мав свої обмеження, оскільки міг розпізнавати лише прості образи. Хоча перцептрон і був простим, він заклав основу для розвитку складніших нейронних мереж, які сьогодні використовують у багатьох сферах, від розпізнавання образів до штучного інтелекту. Перцептрон показав, що машини можуть навчатися, і це стало початком нової ери в розвитку технологій [35, 36], став справжнім проривом у галузі штучного інтелекту. Попри революційність концепції перцептрона, дослідження Марвіна Мінського та Сеймура Паперта в 1960-х роках виявили принципові обмеження одношарових архітектур, зокрема неможливість розв'язання задач із нелінійно роздільними класами. Ця критика призвела до періоду застою в розвитку нейромереж, який тривав майже два десятиліття [35].

Але в 1980-х роках інтерес до нейромереж знову почав зростати завдяки розробленню багатошарових нейромереж і алгоритму зворотного поширення помилки [37].

Багатошарові нейромережі складаються з кількох шарів нейронів, що дало змогу розв'язувати складніші задачі. За алгоритмом зворотного поширення помилки стало можливим ефективно навчати багатошарові

нейромережі (рис. 1.3), корегуючи ваги з'єднань на основі помилок, які робить мережа [37, 43].

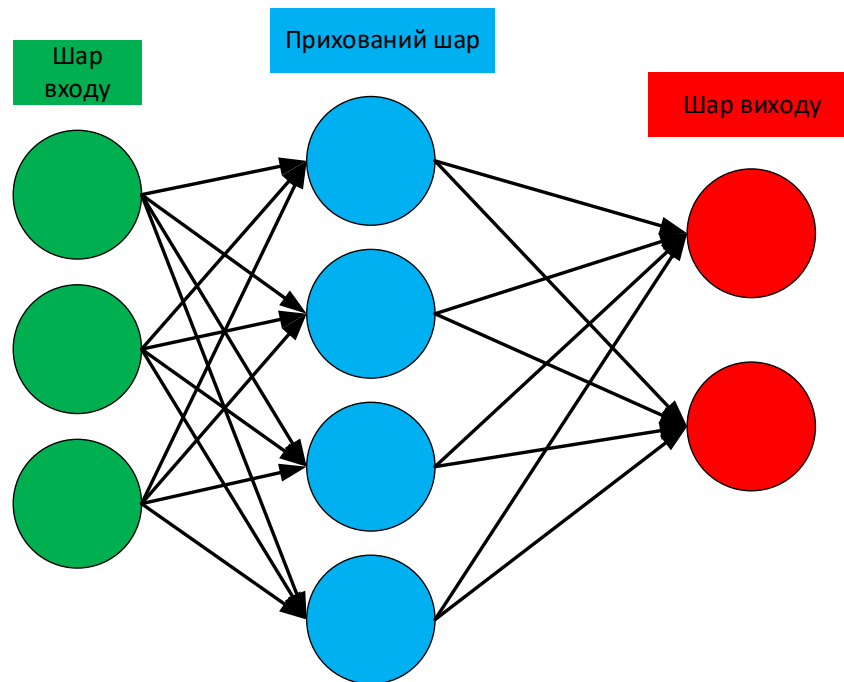


Рис. 1.3. Багатошарова нейромережа:

шар входу – нейрони, які отримують вхідні дані;

прихований шар - нейрони, які обробляють дані та передають їх далі;

шар виходу – нейрони, які видають результат роботи мережі;

з'єднання – лінії, що з'єднують нейрони, кожне з'єднання має вагу, яка і визначає силу сигналу

Штучна нейронна мережа – це взаємопов'язана група вузлів, що базована на спрощенні нейронів мозку. Тут кожна кругла вершина означає штучний нейрон, а стрілка означає з'єднання виходу одного штучного нейрона з входом іншого [3, 28].

З'єднання між нейронами називають ребрами, і вони, як і самі нейрони, мають свою «вагу». Уявіть собі, що це як сила сигналу, передаваного між нейронами. Під час навчання нейромережа постійно налаштовує цю вагу, щоб збільшити або зменшити силу сигналу на кожному з'єднанні. Кожен нейрон має свій «поріг чутливості». Сигнал передаваний

далі лише тоді, коли сума всіх сигналів, що надходять до нейрона, перевищує цей поріг. Це як своєрідний фільтр, який пропускає лише достатньо сильні сигнали [3, 7, 28].

Навчання нейронної мережі – це як дресирування собаки. Ми показуємо приклади, кожен із яких містить «вхід» і «результат», і мережа вчиться пов'язувати їх між собою. Ця інформація зберігається в її «мозкові» – структурі даних самої мережі. Уявіть собі, що ви навчаєте дитину розрізняти кольори. Ви показуєте їй червоне яблуко і говорите: «Це червоний колір». Потім показуєте зелене яблуко і говорите: «Це зелений колір». І так далі, поки дитина не навчиться розрізняти кольори самостійно [2, 10].

Так само і з нейронною мережею. Ми «показуємо» приклади, і вона вчиться розпізнавати закономірності та робити прогнози. Якщо її прогноз неправильний, ми кажемо їй про це, і вона корегує свої «налаштування» – ваги з'єднань між нейронами. Цей процес повторюється багато разів, поки нейронна мережа не почне давати достатньо правильні результати. Зрештою настає момент, коли навчання можна припинити. Цей метод навчання називають керованим навчанням. Ми, як дбайливі вчителі, постійно контролюємо процес навчання нейронної мережі та допомагаємо їй досягти успіху [2, 8, 37].

Нейромережа є багатошаровою, оскільки має кілька шарів нейронів. Багатошаровість дає змогу нейромережам вирішувати складніші завдання, ніж одношарові мережі, такі як перцептрон. Зверніть увагу, що це лише спрощене зображення багатошарової нейромережі. Насправді нейромережі можуть мати набагато складнішу структуру та складатися з тисяч або навіть мільйонів нейронів. Кількість шарів, нейронів у кожному шарі та спосіб з'єднання нейронів може варіюватися залежно від конкретної задачі, яку розв'язує нейромережа [9, 12, 43].

Глибоке навчання: революція в штучному інтелекті

У 2000-х роках з'явилося поняття глибокого навчання – метод машинного навчання, який базований на використанні багатошарових

нейромереж із великою кількістю шарів [12, 43]. Глибоке навчання дало змогу досягти значних успіхів у розпізнаванні образів, обробленні природної мови та багатьох інших галузях [9, 15]. Сучасні нейромережі, побудовані на основі глибокого навчання, здатні вирішувати складні завдання, які раніше вважали недоступними для штучного інтелекту [38]. Наприклад, вони здатні розпізнавати обличчя людей, перекладати якісно тексти з однієї мови на іншу, керувати автомобілем і навіть грати в го на рівні чемпіонів світу [42].

Порівняльний аналіз етапів розвитку нейромережових архітектур

Перцептрон ефективний для розв'язання лінійно розділюваних задач, але має обмежені можливості для розв'язання складніших задач [35, 36].

Багатошарові нейромережі здатні розв'язувати складніші задачі, але потребують більших обчислювальних ресурсів і складніших алгоритмів навчання [3, 7].

Глибоке навчання дає змогу досягти значних успіхів у багатьох галузях, але потребує значних обсягів даних для навчання та потужних комп'ютерів [9, 12, 13].

Отже, розвиток нейромереж пройшов довгий шлях від перших простих моделей до складних систем, здатних вирішувати найскладніші завдання. Кожен етап розвитку мав свої переваги і недоліки, які сприяли подальшому вдосконаленню нейромереж. Сьогодні глибоке навчання є однією з найбільш перспективних технологій у галузі штучного інтелекту, яка відкриває нові можливості для розвитку науки і техніки [13, 15].

1.3. Еволюція штучного інтелекту в транспортних технологіях

У світі, де швидкість і ефективність є основними факторами успіху, транспортні технології переживають справжню революцію завдяки штучному інтелекту [1, 65]. Від перших мрій про автономні автомобілі до сучасних систем, що оптимізують логістику та керують дорожнім рухом,

ІІІ стає невід'ємною складовою транспортної інфраструктури [48, 49]. Еволюція застосування ІІІ в цій галузі демонструє послідовний перехід від простих систем автоматизації до комплексних інтелектуальних рішень.

Історія розвитку ІІІ в транспорті починається з перших спроб створення автопілотів для літаків і кораблів. У 20-х роках ХХ століття з'явилися перші прототипи автоматичних систем керування, які здатні частково брати на себе функції пілота [32, 44].

Хронологія основних досягнень

1950-ті роки – розроблення перших комп'ютерних програм, здатних вирішувати прості завдання з керування транспортними засобами [44].

1960-ті роки – перші експерименти зі створення автономних автомобілів. Проте це були лише перші кроки на шляху до створення повноцінного штучного інтелекту, здатного самостійно керувати транспортним засобом. Справжній прорив стався з розвитком комп'ютерних технологій і алгоритмів машинного навчання. У 1980-х роках з'явилися перші інтелектуальні системи, здатні аналізувати дані про дорожню ситуацію та допомагати водієві ухвалювати рішення. Це були перші кроки створення сучасних систем допомоги водієві (ADAS), які сьогодні є стандартним обладнанням багатьох автомобілів: перші спроби застосування комп'ютерів для управління залізничним рухом, створення перших систем автоматичного блокування та централізації стрілок на цій основі [45].

1970-ті роки – розроблення перших систем автоматичного ведення поїздів (АВП) [63, 64].

1980-ті роки – поява перших експертних систем для діагностики стану залізничної інфраструктури та рухомого складу [71, 76].

1990-ті роки – впровадження систем автоматичного регулювання швидкості та інтелектуальних систем управління трафіком [75].

2000-ні роки – розвиток технологій машинного навчання і штучного інтелекту, що призвело до створення більш досконалих систем АВП та

інтелектуальних систем підтримки ухвалення рішень для диспетчерів [1, 75, 82].

2010-ті роки – початок випробувань автономних автомобілів на дорогах загального користування [65, 75].

2020-ті роки – широке впровадження штучного інтелекту в різних сферах транспортних технологій, таких як логістика, керування дорожнім рухом та обслуговування транспортних засобів, поява перших автономних поїздів, здатних самостійно пересуватися залізничними коліями, діагностика та прогнозування стану інфраструктури і рухомого складу залізниці, оптимізація логістики та управління вантажними перевезеннями, покращення якості обслуговування пасажирів [47, 48, 60].

Ця хронологія відображує лише деякі з найважливіших подій в історії розвитку штучного інтелекту в транспортних технологіях. Насправді цей процес є безперервним і постійно вдосконалюваним, відкриваючи перед нами нові можливості для створення більш безпечного, ефективного та комфортного транспорту.

Сьогодні ШІ активно використовують у різних сферах транспортних технологій. Одним із найбільш перспективних напрямів є розроблення автономних автомобілів, які здатні самостійно пересуватися дорогами без участі людини. Компанії Tesla, Waymo та інші вже випробовують свої безпілотні автомобілі на дорогах загального користування. ШІ також активно використовують у логістиці для оптимізації маршрутів доставлення товарів та управління складськими запасами. За допомогою ШІ компанії можуть значно скоротити витрати на транспортування та підвищити ефективність своєї роботи. Крім того, ШІ застосовують для створення інтелектуальних систем керування дорожнім рухом, які здатні аналізувати дані про трафік і регулювати роботу світлофорів для зменшення заторів і підвищення пропускної здатності доріг [48, 65].

Ефективність впровадження ШІ в транспортній галузі має як позитивні, так і негативні наслідки.

Позитивні наслідки використання ШІ в транспортній галузі:

- підвищення безпеки, оскільки ШІ не втомлюється, не відволікається та не ухвалює помилкових рішень під впливом емоцій [91, 108];
- збільшення ефективності за рахунок оптимізації маршрутів і графіків руху, що дає змогу скоротити час і витрати на транспортування [84, 110];
- покращення комфорту подорожувальників [51, 57].

Але, як і всюди, тут також є і свої негативні наслідки:

- технічні труднощі розроблення та впровадження ШІ в транспорті пов'язані з багатьма технічними проблемами, такими як створення надійних систем розпізнавання образів та обробка даних у реальному часі;
- етичні питання використання ШІ в транспорті щодо відповідальності за ухвалення рішень у критичних ситуаціях;
- безпека даних, оскільки збір та обробка великих обсягів даних про користувачів можуть становити загрозу для приватності [96, 117].

Висновки та перспективи

Еволюція систем штучного інтелекту в транспортних технологіях демонструє стійку тенденцію підвищення рівня автоматизації та інтелектуалізації процесів управління. Подальший розвиток галузі потребує комплексного вирішення технічних, організаційних та етичних питань для забезпечення ефективного і безпечного впровадження інтелектуальних технологій [47, 48, 65].

1.4. Сучасний стан розвитку ШІ і нейромереж

У контексті сучасного технологічного розвитку системи штучного інтелекту і нейронні мережі набувають визначальної ролі у трансформації виробничих і соціальних процесів. Інтеграція цих технологій у різні сфери людської діяльності зумовлює необхідність системного аналізу їхнього поточного стану та перспектив розвитку [29, 38, 43, 46].

Аналіз сучасного стану розвитку систем штучного інтелекту виявляє такі основні характеристики:

1. *Домінування архітектур глибокого навчання.* Багатошарові нейронні мережі демонструють виняткову ефективність у завданнях розпізнавання образів, розвинено методи обробки природної мови, здатність узагальнювати на основі великих масивів даних [9, 15].

2. *Масштабування навчальних даних.* Головна роль великих наборів даних у навчанні моделей, розвиток методів збору та обробки структурованих і неструктурованих даних, підвищення якості навчальних вибірок [3, 4, 6, 11].

3. *Розвиток обчислювальної інфраструктури.* Використання спеціалізованих графічних процесорів, впровадження хмарних обчислювальних платформ, оптимізація алгоритмів навчання [16, 21].

Аналіз практичних впроваджень систем штучного інтелекту демонструє значні досягнення в таких напрямках, як розпізнавання біометричних параметрів об'єктів, аналіз медичних зображень, застосування систем відеоспостереження та безпеки. Значних успіхів штучний інтелект досяг і в питаннях обробки природної мови. Широкого застосування набули системи машинного перекладу, аналізу семантики тексту і генерації природномовних описів. Рекомендаційні системи ШІ дають змогу виконувати такі функції, як персоналізація контенту, прогнозування споживчої поведінки, оптимізація маркетингових стратегій і багато іншого [19, 22, 23, 25].

Формування систем із узагальненими когнітивними здатностями залишається на сьогодні одним із головних завдань. Активно відбуваються дослідження в таких напрямках, як розроблення архітектур із трансферним навчанням, моделювання когнітивних процесів, інтеграція символічних і нейромережових підходів. Важливим аспектом цих досліджень також є оптимізація процесів навчання. Підвищення ефективності навчання нейронних мереж потребує розроблення методів навчання з обмеженими

даними, зменшення обчислювальної складності та підвищення стійкості моделей. Усі ці дослідження спрямовані і на розширення сфер застосування ШІ. Вивчають такі потенційні напрями впровадження, як використання ШІ в освітніх технологіях, наукових дослідженнях, медичних технологіях [7, 8, 10, 17, 24, 28].

Важливим моментом у цьому процесі є забезпечення і надійність систем ШІ. Перш за все це захист від несанкціонованого доступу і стійкість до атак. Головну роль тут також відіграють валідація результатів і моніторинг функціонування [47, 55, 91, 117].

Застосування штучного інтелекту в транспортних системах

Транспортні застосування штучного інтелекту охоплюють широкий спектр систем і технологій. Для *загальнотранспортних систем* характерний розвиток автономних транспортних засобів, які включають системи сприйняття середовища, алгоритми ухвалення рішень і контроль руху. У межах цього напрямку активно розвиваються системи управління трафіком, що забезпечують адаптивне регулювання, прогнозування заторів та оптимізацію маршрутів. Важливим компонентом є системи підтримки водія, які мають функції попередження про небезпеку, асистента паркування та контролю стану водія [52, 108].

У *сфері залізничного транспорту* впровадження штучного інтелекту має свою специфіку. Тут розробляють і впроваджують системи управління рухом, які забезпечують автоматизацію ведення поїздів, оптимізацію графіків та енергоефективне управління. Діагностичні системи виконують функції моніторингу інфраструктури, предиктивного обслуговування та контролю технічного стану. Сервісні системи відповідають за інформаційну підтримку пасажирів, управління пасажиропотоками та оптимізацію логістики [57, 83].

Сьогодні ми маємо велику кількість публікацій, присвячених використанню штучного інтелекту на залізничному транспорті. Давайте розглянемо популярні напрями досліджень.

Технічне обслуговування та перевірка охоплює всі профілактичні та корегувальні заходи, спрямовані на підтримку системи або підсистеми в належному робочому стані. Ця діяльність необхідна для уникнення погіршення стану з можливими наслідками для безпеки через неналежне обслуговування [67, 69, 71, 74].

Безпека та захищеність – це поняття, що мають першочергове значення для будь-якої транспортної системи, оскільки пасажирів очікують, що перевезення будуть безпечними та надійними. Безпека на транспорті стосується всіх видів діяльності і означає зниження ризиків як ненавмисних, так і навмисних причин аварій, які можуть безпосередньо чи опосередковано призвести до травмування людей і/або пошкодження матеріальних цінностей [47, 60, 91, 108].

Автономне водіння та керування включає в себе додатки, орієнтовані на створення поїздів, здатних працювати автоматично без будь-якого (або з обмеженим) втручанням людини, а також підходи, спрямовані на оптимізацію енергоспоживання експлуатованого рухомого складу [75, 97].

Планування та управління рухом включає всі види діяльності, пов'язані з ефективним і раціональним управлінням пропускну здатністю, складанням розкладу руху, контролем залізничних операцій, а також розподілом ресурсів і управлінням ними. Сюди входить прогнозування стану руху і перепланування руху, аналіз пасажирських і вантажних залізничних перевезень, оцінювання попиту на перевезення і пропускну здатності, складання розкладу руху поїздів і бригад, оптимальне використання рухомого складу та енергії з метою підвищення ефективності та конкурентоспроможності пасажирських і вантажних перевезень [73, 106].

Управління доходами – це застосування дисциплінованої аналітики, яка прогнозує поведінку споживачів на рівнях мікроринків та оптимізує доступність продукту і ціни для максимізації зростання доходів [72, 113].

Транспортна політика – це розроблення комплексу стратегій і програм, які встановлюють уряди та регуляторні органи для досягнення

конкретних цілей, пов'язаних із соціальними, економічними та екологічними умовами, а також функціонуванням і продуктивністю транспортної системи [99, 118].

Пасажирська мобільність – це переміщення людей із використанням будь-якого виду транспорту. Під цим терміном ми розуміємо залізничний транспорт і такі характеристики мобільності: час, необхідний для того, щоб дістатися до місця призначення; вартість і доступність, оскільки залізничний транспорт має бути доступним і недорогим, щоб забезпечити успішне транспортне обслуговування; безпека, яка є важливою передумовою для залізничної мобільності [57, 110].

Якщо проаналізувати публікації на тему використання ШІ у транспортній галузі, можна побудувати карту робіт у п'яти популярних залізничних підгалузях за десятирічний період (рис. 1.4) [1, 70].

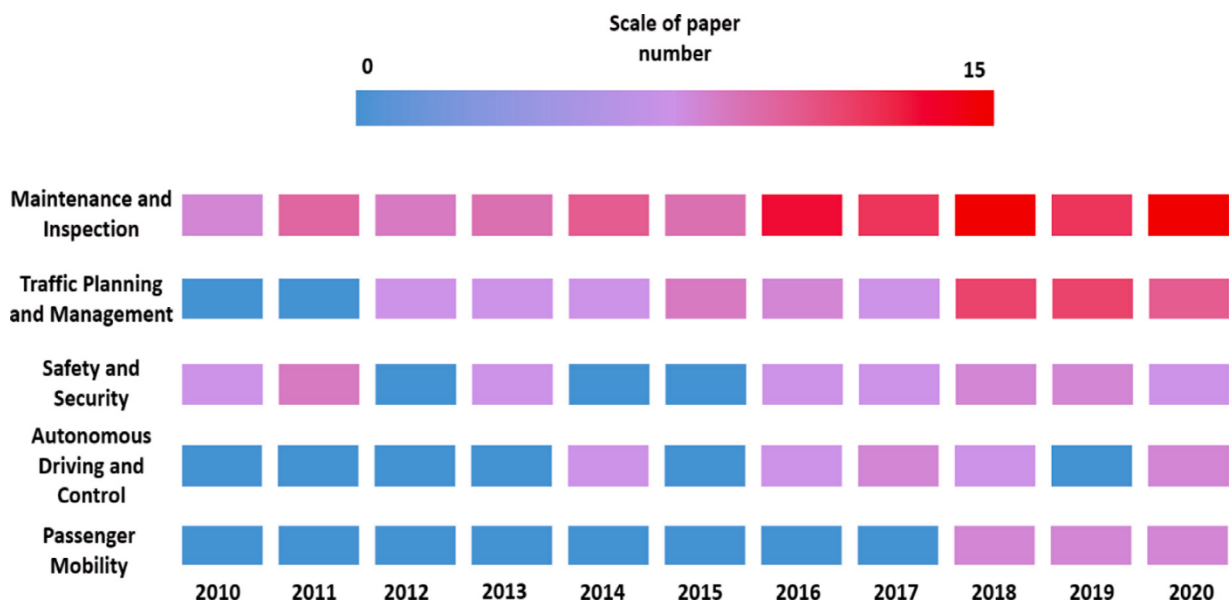


Рис. 1.4. Кількість публікацій по роках за підгалуззями

Технічне обслуговування та інспекція є найпопулярнішою дослідницькою галуззю порівняно з іншими підгалуззями протягом десяти років. Незважаючи на деякі коливання в перші п'ять років, кількість робіт у

цій галузі загалом зростала, досягнувши 15 робіт у 2018 і 2020 роках. Після цього планування та управління дорожнім рухом, а також безпека та охорона також привернули багато уваги. У другій половині 2010-х років дослідження, пов'язані зі штучним інтелектом, почали з'являтися переважно у сферах автономного водіння і контролю та пасажирської мобільності. У 2010-2020 роках не було знайдено жодної роботи в галузі управління доходами і транспортної політики [1, 47, 70, 75].

На рис. 1.5 наведено інформацію про кількість робіт, включених до кожної підгалузі залізниці [1]. *Технічне обслуговування та інспекція* є основним компонентом, на який припадає близько 57 % досліджень (це більш ніж удвічі більше робіт із планування та управління рухом і в сім разів більше робіт із безпеки та захисту). Роботи у сфері автономного водіння і контролю та пасажирської мобільності складають по 5 %. Дослідницьких робіт у підгалузі «Управління доходами та транспортна політика» не виявлено [1, 70].

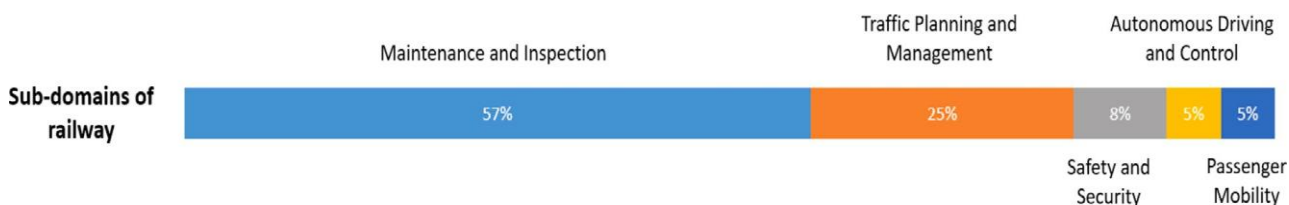


Рис. 1.5. Пропорції публікацій у залізничних підгалузях

На рис. 1.6 показано групування наукових статей за підгалузями залізничного транспорту, що охоплюють технічне обслуговування та інспекції, безпеку, планування та управління рухом і пасажирську мобільність. У кожній підгалузі ми класифікували статті відповідно до проблеми, яку в них розв'язують, і для кожної статті ми також виділили конкретні методи/додатки ШП.

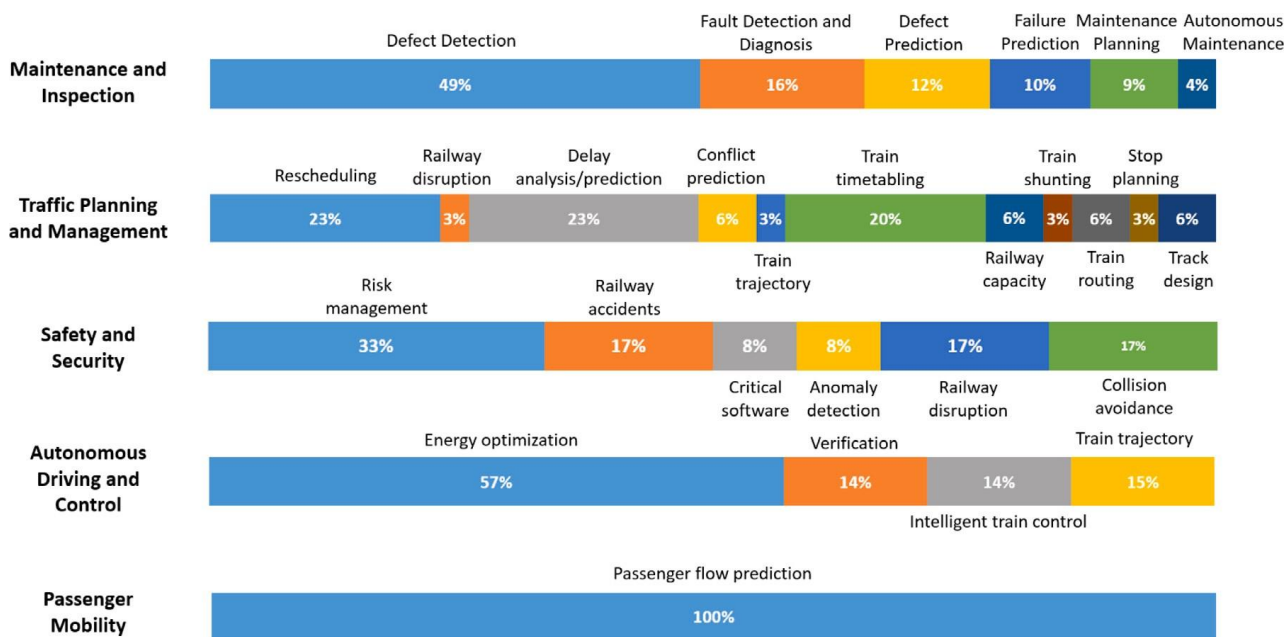


Рис. 1.6. Публікації у п'яти залізничних підгалузях відповідно до їхнього фокусу

Виявлення дефектів з технічним обслуговуванням та оглядом [1, 71]. Більшість досліджень були зосереджені на залізничних коліях, рухомому складі та контактній мережі. Для авторів найцікавішим є прогнозування дефектів. У рамках прогнозування дефектів дослідники в основному зосереджені на елементах, пов'язаних із колією, і аналізували геометрію колії, зношеність колії та дефекти рейок [74, 76].

ШІ застосовували для розв'язання різних проблем планування та управління рухом, таких як складання розкладу, маршрутизація, маневрування, управління пропускнуою здатністю, аналіз і прогнозування трафіка, а також перепланування та управління збоями в русі. Крім того, було знайдено ще один документ, присвячений проблемам стратегічного планування, що стосується проектування колії [64, 106].

Для того щоб уникнути проблем безпеки окремих поїздів або навіть цілої залізничної системи, досліджено застосування методів на основі штучного інтелекту в складних практичних сценаріях. Наприклад,

управління ризиками, оцінювання відмов/помилки і залізничних аварій, включаючи аварії на переїздах і станціях [1, 91].

Автономне керування потягами і транспортними засобами в останні роки привертає все більше уваги до штучного інтелекту, оскільки спрямовані на підвищення безпеки та забезпечення більш ефективного профілю швидкості. Потужні можливості штучного інтелекту в галузі навчання та обчислень допомогли краще досягти багатьох цілей автономного керування, особливо енергоефективності поїздів, а також верифікації та валідації. Аналогічні проблеми притаманні як метрополітену, так і магістральним залізницям [51, 52, 75, 97].

Пасажирську мобільність зазвичай відносять до актів переміщення людей за допомогою транспортних систем. Забезпечення задовільної мобільності пасажирів є кінцевою метою залізничного транспорту. У контексті цієї підобласті важливою темою є аналіз попиту пасажирів для прогнозування потоків як на магістральних, так і міських залізницях [57, 73].

Окремо слід відзначити роботи з безпеки та захищеності.

Щоб полегшити проблеми безпеки та захисту, пов'язані з окремими поїздами або навіть усією залізничною системою, в 11 роботах (9 % загальної кількості опитаних) досліджували можливості впровадження методів на основі ШІ у складних практичних сценаріях. Наприклад, управління ризиками, оцінювання відмов/помилки і залізничних аварій, включаючи аварії на залізничних переїздах та аварії на станціях [91, 108].

Управління ризиками. У контексті оцінювання ризиків [1] запропоновано п'ятифазну модель, засновану на підході нечітких міркувань і процесі ухвалення рішень на основі нечіткої аналітичної ієрархії; крім того, також використано якісні вимірювання для опису частоти, тяжкості та ймовірності наслідків для кожної небезпечної події. На основі результатів цього дослідження Гюль і Челік (2018) розробили новий підхід для

оцінювання ризиків, який поєднує метод Файн-Кінні та експертну систему на основі нечітких правил для якісної ідентифікації кластерів ризиків і відповідних заходів контролю. Ураховуючи не лише витрати на будівництво та фінансові витрати, але й фактори безпеки, Чжан та ін. (2018) використали поєднану оптимізацію рою частинок (PSO), оптимізацію мурашиних колоній (ACO) та алгоритм A-star для розв'язання проблеми вибору маршруту небезпечних рідких залізничних перевезень [1]. Точне виявлення небезпечного проникнення на залізничні колії завжди є актуальною темою в управлінні залізничними ризиками, оскільки для виявлення цих подій потрібні великі обсяги відеоданих спостереження в залізничній галузі. Заман та ін. (2019) запропонували структуру ШІ для автоматичної ідентифікації проникнення в реальному часі, де була побудована архітектура Mask R-CNN, яка класифікує захоплені зображення.

Оцінювання порушень і аномалій. Колійна сигналізація – це пристрій для виявлення поїздів, який визначає, зайнятий блок або ділянка залізничних колій чи ні [66]. У багатьох роботах досліджено його обслуговування та оцінено збої [1, 71]. Наприклад, Зілько та ін. (2016) проаналізували фактори, що впливають на час затримки та час ремонту, а також кореляції між ними, і в такий спосіб розробили модель прогнозування на основі копулятивної байєсівської мережі для оцінювання тривалості несправності колійного ланцюга [1]. Лі та ін. (2011) альтернативно застосували метод, заснований на правилах знань, для моделювання процесу міркувань і дедукції для кодування колійних ланцюгів високошвидкісної залізниці [1]. У дослідженні Sturari та ін. (2017) подано новий метод, який поєднує візуальний аналіз та інформацію про хмару точок для ефективного виявлення змін, що виникають через аномалії в навколишньому середовищі (наприклад падіння дерева, що перекриває колію, або аномальні залізничні траулери). Hadj-Mabrouk (2019) навів фреймворк для аналізу наслідків помилок програмного забезпечення, який

складається з системи, заснованої на знаннях, системи міркувань, заснованої на конкретних випадках, і моделі оцінювання безпеки критично важливого програмного забезпечення [1].

Залізничні аварії. Дерево рішень було використано Алавадом та ін. (2020) для виявлення прихованих закономірностей і знань серед небезпечних подій, що сталися на залізничних станціях, і прогнозування поведінки постраждалих пасажирів. Чирович і Памучар (2013) запропонували систему підтримки ухвалення рішень для визначення кваліфікованих кандидатів серед великої кількості залізничних переїздів. Кожен переїзд оцінювали за допомогою запропонованої адаптивної нейронної системи нечіткого виведення, а вибрані переїзди оптимізовані від пасивного захисту до активного захисту за допомогою системної допомоги [1].

Джерело даних. У роботах, що стосуються безпеки та захисту, використовували різні джерела статистики, такі як експертна оцінка матриці факторів ризику (Gul and Celik, 2018), історичні записи аварій (Alawad та ін., 2020; An та ін., 2011), а також зйомка дефектів колії або навколишнього середовища з використанням камер спостереження (Sturari та ін., 2017) [1, 61].

Усі ці напрями розвитку штучного інтелекту в транспортній галузі тісно взаємопов'язані та формують комплексну систему інновацій, спрямовану на підвищення ефективності, безпеки та екологічності транспортної системи. Впровадження цих технологій дає змогу створювати більш розумні та адаптивні транспортні мережі, які здатні ефективно відповідати на сучасні виклики та потреби суспільства в галузі мобільності та логістики [79, 102].

Розвиток систем штучного інтелекту і нейронних мереж демонструє стійку тенденцію до розширення сфер застосування та підвищення ефективності. Особливо перспективним є впровадження цих технологій у транспортній галузі, де вони сприяють підвищенню безпеки, ефективності

та екологічності перевезень. Подальший розвиток потребує комплексного вирішення технічних, етичних та соціальних викликів [60, 77, 86].

1.5. Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні

Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні – це комплексна програма, спрямована на створення сприятливих умов для розвитку та використання ШІ у різних сферах життя країни. Вона передбачає не тільки розвиток технологічної інфраструктури, але й вирішення етичних та правових питань, пов'язаних із використанням штучного інтелекту (рис. 1.7) [86, 99, 104].



Рис. 1.7. Концепція розвитку ШІ в Україні

Концепція розвитку штучного інтелекту в Україні охоплює широкий спектр напрямів і завдань, спрямованих на інтеграцію та використання ШІ у різних сферах суспільного життя.

Основними галузями та завданнями застосування штучного інтелекту є:

1. Наука: стимулювання наукових досліджень у галузі ШІ, наукова співпраця з міжнародними дослідницькими центрами, розвиток телекомунікаційної системи [14, 115].

2. Інформаційна безпека: створення захищеного національного інформаційного простору, виявлення, запобігання та нейтралізація інформаційних загроз, кібербезпека [96, 117].

3. Правове регулювання та етика: удосконалення законодавства та створення сучасної правової бази, гармонізація принципів використання ШІ в українському законодавстві з європейськими нормами, визначення правових та етичних механізмів [85, 99, 118].

4. Освіта: підвищення кваліфікації та професійна перепідготовка, цифрова грамотність серед здобувачів освіти, створення спеціалізованих освітніх програм [5, 30].

5. Оборона країни: використання технологій ШІ у системах командування та управління, моделювання бойових ситуацій, розвиток спроможностей військ [95, 108].

6. Економіка: мотивація підприємців до запровадження технологій ШІ, розроблення дорожньої карти щодо перекваліфікації працівників, стимулювання партнерства держави та бізнесу [80, 94, 113].

7. Правосуддя: впровадження консультативних програм на основі ШІ, винесення судових рішень у справах незначної складності [100, 119].

8. Публічне управління: створення переліку адмінпослуг, рішення за якими ухвалюють автоматично, застосування технологій ШІ для цифрової ідентифікації, аналіз і прогнозування показників ефективності публічного управління [87, 98].

9. Охорона здоров'я: використання технологій ШІ у галузі охорони здоров'я [20, 27].

10. Соціальний захист: визначення заходів ресоціалізації для засуджених, забезпечення соцзахисту фахівців, які здобувають додаткову освіту [84, 92].

Розвиток ШІ і нейромереж – це складний і багатогранний процес, який ставить перед людством багато питань. Проте потенціал цих технологій є величезним, і вони можуть принести значну користь суспільству, якщо їх використовувати відповідально та етично [68, 86, 100].

Контрольні запитання

1. Опишіть основні етапи витоків концепції штучного інтелекту, починаючи від давньогрецьких філософів до середини XX століття. Які події та ідеї були основними для формування перших уявлень про ШІ?

2. Проаналізуйте основні етапи розвитку нейромереж, починаючи з перших моделей і до сучасного стану. Які відкриття та досягнення були найбільш значущими для прогресу нейромереж?

3. Розкрийте, як еволюціонував штучний інтелект у транспортних технологіях. Наведіть приклади його застосування на різних етапах розвитку транспорту.

4. Які основні тенденції характеризують сучасний стан розвитку ШІ і нейромереж? Опишіть основні напрями досліджень і практичного застосування.

5. Охарактеризуйте концепцію розвитку штучного інтелекту в Україні. Які пріоритетні напрями та ініціативи реалізовано в нашій країні щодо впровадження та розвитку ШІ?

Практичні завдання

1. Аналіз історичних паралелей. Порівняйте розвиток ідей штучного інтелекту і залізничного транспорту (наприклад від парових машин до високошвидкісних поїздів). Визначте, чи існували точки перетину або взаємного впливу цих двох галузей на певних історичних етапах. Надайте короткий звіт про ваші висновки.

2. Дослідження сучасних ШІ-ініціатив. Виберіть одну з основних сфер застосування ШІ на залізничному транспорті (наприклад управління рухом, діагностика інфраструктури, прогнозування пасажиропотоку). Знайдіть приклади реалізованих або пілотних проєктів у світі, що використовують ШІ, та опишіть, які саме технології ШІ були задіяні та які результати отримані.

3. Формування «дорожньої карти» для України. З урахуванням концепції розвитку штучного інтелекту в Україні та сучасного стану розвитку ШІ запропонуйте короткий план (не більше п'яти пунктів) щодо пріоритетних напрямів впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті України на найближчі 5-10 років. Обґрунтуйте свій вибір.

РОЗДІЛ 2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ І НЕЙРОМЕРЕЖ

2.1. Основні поняття і класифікація систем штучного інтелекту

Штучний інтелект – це широка галузь науки і технологій, спрямована на створення машин, здатних виконувати завдання, які зазвичай потребують людського інтелекту. Це можуть бути завдання, пов'язані з навчанням, розпізнаванням образів, ухваленням рішень, творчістю та іншими когнітивними функціями [12, 29, 38, 46].

Основні поняття

Інтелект - це здатність розуміти, вчитися та застосовувати знання для розв'язання проблем. Інтелект – це поняття, яке важко визначити однозначно, адже воно охоплює широкий спектр когнітивних здібностей. Проте можна виділити кілька основних характеристик інтелекту, які допоможуть нам краще зрозуміти це явище [38].

Здатність до навчання передбачає вміння набувати нових знань і навичок, а також адаптуватися до змін у навколишньому середовищі [2, 3].

Здатність до розв'язання проблем – вміння знаходити рішення для складних завдань, аналізуючи ситуацію та застосовуючи свої знання і досвід [4, 6].

Здатність до абстрактного мислення дає змогу оперувати абстрактними поняттями, уявляти собі речі, які не існують у реальності, будувати моделі майбутнього [11].

Здатність до критичного мислення – уміння аналізувати інформацію, виявляти помилки та протиріччя, а також формувати власну думку на основі фактів [2, 4].

Здатність до творчості передбачає створення чогось нового та оригінального, генерувати ідеї та знаходити нестандартні рішення [38].

Здатність до спілкування дає змогу ефективно комунікувати з іншими людьми, розуміти їхні думки та почуття, а також передавати власні ідеї [38].

Слід зазначити, що інтелект не є чимось статичним і незмінним. Він може розвиватися та вдосконалюватися завдяки навчанню, досвіду та саморозвитку. Розуміння сутності інтелекту є головним для розвитку штучного інтелекту, адже саме на імітацію цих когнітивних здібностей спрямовані зусилля багатьох дослідників [38, 46].

Імітація когнітивних функцій – ШІ прагне відтворити або імітувати людські когнітивні здібності, такі як навчання, розпізнавання образів, розуміння мови, ухвалення рішень, творчість тощо [12, 32, 33].

Автономність – ШІ-системи можуть діяти автономно, без прямого втручання людини, здатні самостійно аналізувати дані, ухвалювати рішення та виконувати завдання [39, 42].

Адаптивність – ШІ-системи можуть навчатися та адаптуватися до нових умов і завдань, здатні покращувати свою продуктивність з часом, отримуючи досвід і аналізуючи дані [8, 42].

Головна мета ШІ – це створення систем, які були б здатні розв'язувати складні інтелектуальні задачі, подібні до тих, які розв'язує людський мозок [46].

Слід зазначити, що ШІ – це не єдине поняття. Існує багато різних видів і підходів для створення ШІ, таких як машинне навчання, глибоке навчання, нейронні мережі, експертні системи тощо. Кожен із цих напрямів має свої особливості та застосовуваний для вирішення різних завдань.

Сучасний розвиток ШІ відзначений великими успіхами в багатьох сферах, таких як розпізнавання образів, обробка природної мови, машинний переклад, автономні транспортні засоби та багато інших. Проте створення штучного інтелекту, який би повністю відповідав людському інтелекту за всіма параметрами, залишається складним і дискусійним завданням [1, 38, 46, 65].

Система штучного інтелекту являє собою комплекс програмного та апаратного забезпечення, здатний виконувати інтелектуальні завдання. Система штучного інтелекту є комплексною обчислювальною системою, яка розроблена для імітації когнітивних функцій людини, таких як навчання, розпізнавання образів, розуміння мови, ухвалення рішень та інші [12, 38, 65].

Машинне навчання – це розділ ШІ, що займається розробленням алгоритмів, які дають змогу машинам навчатися на основі даних без явного програмування. Машинне навчання (МН) є підгалуззю штучного інтелекту, що зосереджено на розробленні та дослідженні алгоритмів для навчання комп'ютерів, що не є явно запрограмованими для конкретних завдань, на основі даних.

Основними аспектами машинного навчання є:

- *навчання на основі даних*, коли МН-алгоритми отримують дані, аналізують їх і виявляють закономірності, щоб прогнозувати або ухвалювати рішення без прямого втручання людини. Чим більше даних, тим краще зазвичай працює алгоритм;
- *автоматичне покращення*, коли МН-алгоритми здатні автоматично покращувати свою продуктивність із часом, отримуючи досвід на основі нових даних. Вони можуть адаптуватися до змін у даних і виявляти нові закономірності, які не були помічені раніше.

МН використовують для вирішення широкого спектра завдань:

- класифікація (наприклад розпізнавання спаму в електронній пошті);
- регресія (наприклад прогнозування ціни на нерухомість);
- кластеризація (наприклад сегментація клієнтів за їхніми інтересами);
- виявлення аномалій (наприклад виявлення шахрайських операцій);
- рекомендаційні системи (наприклад рекомендація фільмів або товарів).

Існує безліч різних МН-алгоритмів, кожен із яких має свої переваги та недоліки. Вибір алгоритму залежить від конкретного завдання і типу даних.

МН є однією з основних технологій, що лежать в основі сучасного штучного інтелекту. Багато інтелектуальних систем використовують МН для навчання та адаптації.

Розвиток МН викликає ряд етичних питань, пов'язаних із використанням даних, автоматизацією та можливими зловживаннями.

Машинне навчання є потужним інструментом, який уже сьогодні змінює наше життя, використовуваний у багатьох сферах, від медицини та фінансів до транспорту і розваг. Подальший розвиток МН обіцяє ще більше можливостей для створення інтелектуальних систем, здатних вирішувати складні завдання та допомагати людям у різних аспектах життя [2, 4, 5, 12, 13, 16-21, 65, 77, 86].

Глибоке навчання – це розділ машинного навчання, що використовує штучні нейронні мережі з багатьма шарами для вирішення складних завдань. Глибоке навчання (Deep Learning) є одним із напрямів машинного навчання, який базований на використанні штучних нейронних мереж із багатьма шарами (глибоких нейронних мереж).

Основними аспектами глибокого навчання є:

- *багат шаровість*, тобто глибокі нейронні мережі мають кілька шарів нейронів, що дає їм змогу обробляти складніші дані та виявляти більш тонкі закономірності. Кожен шар мережі відповідає за виділення певних ознак із даних, причому перші шари виділяють простіші ознаки, а наступні – більш складні;

- *автоматичне виділення ознак*, коли глибоке навчання дає змогу мережі автоматично виділяти найбільш важливі ознаки з даних, без необхідності попереднього ручного конструювання цих ознак. Це значно спрощує процес навчання, і можна досягати кращих результатів із виконанням складних завдань;

- *навчання на великих даних*, оскільки глибокі нейронні мережі потребують великих обсягів даних для навчання. Чим більше даних, тим краще зазвичай працює мережа;

- *різноманітність архітектур* глибоких нейронних мереж, кожна з яких має свої особливості та застосовувана для вирішення різних завдань. Серед найбільш відомих архітектур можна назвати згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні нейронні мережі (RNN), автокодувальники.

Глибоке навчання широко використовують для вирішення різних завдань:

- розпізнавання образів (наприклад розпізнавання облич, класифікація зображень);

- обробка природної мови (наприклад машинний переклад, аналіз текстів);

- генерація текстів і зображень;

- автономні транспортні засоби;

- медицина (наприклад діагностика захворювань, аналіз медичних зображень).

До переваг глибокого навчання можна віднести:

- високу точність і ефективність для вирішення складних завдань;

- автоматичне виділення ознак;

- можливість обробки великих обсягів даних.

Але такий спосіб має і свої *недоліки*:

- потреба у великих обсягах даних для навчання;

- високі вимоги щодо обчислювальних ресурсів;

- складність інтерпретації результатів.

Глибоке навчання є однією з найбільш перспективних технологій у галузі штучного інтелекту. Воно вже сьогодні дає змогу досягати значних успіхів у багатьох сферах, а подальший розвиток цієї технології обіцяє ще більше можливостей для створення інтелектуальних систем, здатних вирішувати складні завдання [2, 4, 5, 12, 15, 21, 38, 39, 44, 46, 106].

Класифікація систем штучного інтелекту

На сьогодні існує кілька способів класифікації систем ШІ залежно від різних критеріїв (рис. 2.1):

1) за рівнем інтелекту системи ШІ класифікують:

- слабкий або вузький ШІ (ANI), які здатні виконувати конкретні завдання в межах певної сфери, наприклад шахові програми, системи розпізнавання образів;

- сильний або загальний ШІ (AGI), тобто гіпотетичні системи, здатні виконувати будь-які інтелектуальні завдання, подібно до людини;

- надсильний ШІ (ASI), який перевершує людський інтелект за всіма параметрами [38, 44, 46];

2) за типом навчання:

- навчання з учителем, тобто системи навчаються на основі даних, для яких відомі правильні відповіді;

- навчання без учителя, коли системи навчаються на основі даних, для яких невідомі правильні відповіді, намагаючись виявити закономірності та структуру в даних;

- навчання з підкріпленням, коли системи навчаються шляхом взаємодії з середовищем, отримуючи винагороду за правильні дії та покарання за помилкові [2, 4, 5, 8];

3) за архітектурою:

- символні системи, що оперують із символами та логічними правилами;

- нейронні мережі, що складаються з interconnected нейронів, які обробляють інформацію подібно до людського мозку;

- гібридні системи, що поєднують різні підходи і методи ШІ [3, 7, 12, 28];

4) за призначенням:

- експертні системи, призначені для вирішення завдань у вузькій предметній сфері, використовуючи знання експертів;

- системи підтримки ухвалення рішень, що допомагають людині ухвалювати рішення на основі аналізу даних і моделювання ситуацій;
- системи керування та управління, що автоматично керують складними процесами та системами;
- робототехнічні системи, що поєднують ШІ з механічними пристроями для виконання завдань у фізичному світі [3, 7, 12, 38, 45, 46].

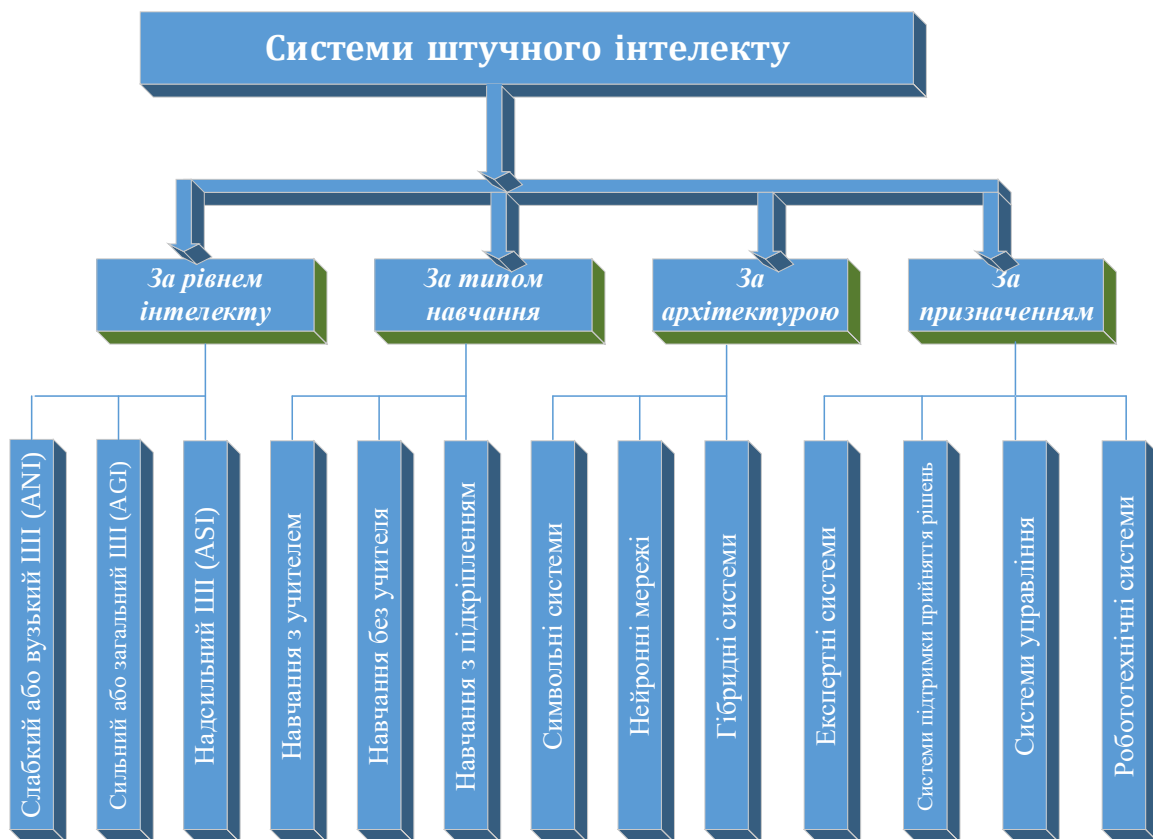


Рис. 2.1. Класифікація систем штучного інтелекту

Це лише деякі з можливих класифікацій систем штучного інтелекту. Насправді межі між різними типами систем можуть бути розмитими, і багато сучасних систем ШІ поєднують різні підходи і методи. Розуміння основних понять і класифікацій систем ШІ є важливим для того, щоб орієнтуватися в галузі, що швидко розвивається, та ефективно використовувати її досягнення для вирішення різних завдань [38, 46, 89].

2.2. Методи машинного навчання та їхні особливості

Основні типи методів машинного навчання

Навчання з учителем (Supervised Learning). Навчання з учителем (Supervised Learning) – це один із найпоширеніших і найбільш зрозумілих методів машинного навчання [2]. Його суть полягає в тому, що алгоритм навчається на основі розмічених даних, тобто даних, для яких відомі правильні відповіді.

Уявіть собі вчителя, який показує учню приклади та пояснює, як їх розв'язувати. Так само і в навчанні з учителем: алгоритм отримує набір даних, що складається з пар «об'єкт-відповідь». «Об'єкт» – це набір характеристик, які описують певний предмет або явище. «Відповідь» – це правильний результат або мітка, яка відповідає цьому об'єкту [2]. Наприклад, якщо потрібно навчити алгоритм розрізняти котів і собак за фотографіями, то «об'єктами» будуть самі фотографії, а «відповідями» – мітки «кіт» або «собака». Якщо потрібно навчити алгоритм прогнозувати вартість квартири на основі її площі, кількості кімнат та інших характеристик, то «об'єктами» будуть описи квартир, а «відповідями» – їхня вартість [11].

Мета навчання з учителем – навчитися знаходити закономірності між об'єктами та відповідями, щоб потім можна було передбачати відповіді для нових, невідомих об'єктів [6].

Як саме відбувається навчання?

Алгоритм отримує набір розмічених даних. На основі цих даних алгоритм будує модель, яка відображує залежність між об'єктами та відповідями. Модель перевіряють на тестових даних, для яких також відомі правильні відповіді. Якщо модель робить помилки, її корегують до тих пір, поки не почне давати достатньо точні прогнози [4].

Які алгоритми використовують у навчанні з учителем?

Існує безліч різних алгоритмів, кожен із яких має свої переваги та недоліки. Серед найбільш популярних такі.

Лінійна регресія. Уявіть собі, що необхідно передбачити вартість квартири на основі її площі. У вас є дані про площу та ціну кількох квартир. Як це зробити? Лінійна регресія - це простий та інтуїтивно зрозумілий метод машинного навчання, який допоможе вам у цьому завданні. Суть методу: лінійна регресія шукає лінійну залежність між двома змінними. Незалежна змінна (x) – у нашому випадку це площа квартири, залежна змінна (y) – у нашому випадку це вартість квартири. Алгоритм будує пряму лінію, яка найкраще описує зв'язок між цими змінними. Цю лінію називають лінією регресії [13]. Алгоритм отримує дані про площу та ціну кількох квартир. На основі цих даних алгоритм знаходить рівняння прямої лінії, яка є найбільш прийнятною для цих даних:

$$y = a + bx, \quad (2.1)$$

де y – прогнозована вартість квартири;

x – площа квартири;

a – зсув (точка перетину з віссю Y);

b – кут нахилу прямої.

Маючи рівняння прямої, можна підставити в нього площу квартири та отримати прогноз її вартості.

Лінійна регресія базована на припущенні, що між площею квартири та вартістю існує лінійний зв'язок [25]. Чим більша площа, тим зазвичай вища вартість. Лінія регресії відображує цю залежність. Уявімо, що необхідно передбачити вартість квартири на основі площі. У нас є дані про площу та вартість кількох квартир.

1. Підготовка даних. Подамо дані про квартири у вигляді табл. 2.1.

Дані про квартири

Квартира	Площа, м ²	Ціна, тис. грн
1	30	500
2	40	600
3	50	700
4	60	800
5	70	900

2. Написання програми.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score

# Creating the dataset
data = {
    'площа': [30, 40, 50, 60, 70],
    'вартість': [500, 600, 700, 800, 900]
}

# Converting to DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Preparing data for linear regression
X = df['площа'].values.reshape(-1, 1)
y = df['вартість'].values

# Creating and training the model
model = LinearRegression()
model.fit(X, y)

# Generating points for regression line
```

```

X_line = np.linspace(20, 80, 100).reshape(-1, 1)
y_line = model.predict(X_line)

# Creating the visualization
plt.figure(figsize=(12, 8))
plt.rcParams['font.size'] = 12

# Plotting the actual data points
plt.scatter(X, y, color='blue', s=100, label='Реальні дані')

# Plotting the regression line
plt.plot(X_line, y_line, color='red', linewidth=2, label='Лінія регресії')

# Adding labels and title
plt.xlabel('Площа квартири (м²)', fontsize=12)
plt.ylabel('Вартість (тис. грн)', fontsize=12)
plt.title('Залежність вартості квартири від площі', fontsize=14, pad=20)

# Adding grid
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)

# Adding Legend
plt.legend(fontsize=10)

# Calculating and displaying regression metrics
r2 = r2_score(y, model.predict(X))
equation = f'y = {model.coef_[0]:.2f}x + {model.intercept_:.2f}'

# Adding regression information to the plot
plt.text(0.05, 0.95, f'Рівняння регресії: {equation}\nR² = {r2:.4f}',
        transform=plt.gca().transAxes,
        bbox=dict(facecolor='white', alpha=0.8),
        fontsize=10)

# Adjusting Layout
plt.tight_layout()

```

```
# Display the plot
```

```
plt.show()
```

```
# Print regression statistics
```

```
print("\nСтатистика регресії:")
```

```
print(f"Коефіцієнт нахилу: {model.coef_[0]:.2f}")
```

```
print(f"Вільний член: {model.intercept_:.2f}")
```

```
print(f"Коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ): {r2:.4f}")
```

3. Візуалізація даних і побудова лінії регресії. Зобразимо дані на графіку, де вісь X відповідає площі, а вісь Y – вартості (рис. 2.2).

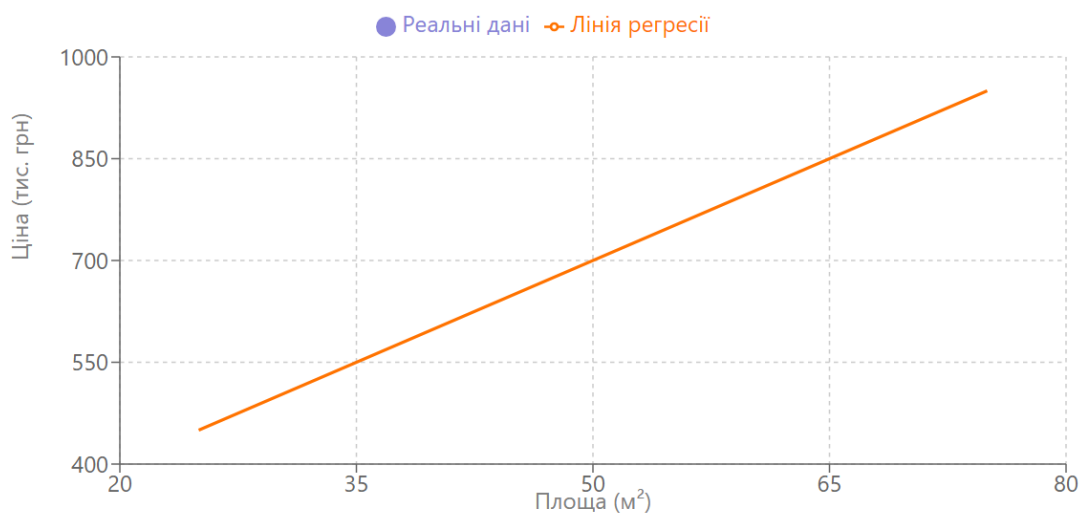


Рис. 2.2. Графік залежності ціни квартири від площі

За допомогою алгоритму лінійної регресії ми будуємо пряму лінію, яка найкраще описує залежність між площею та ціною квартири. Цю лінію називають лінією регресії [13]. Як видно з отриманих даних, існує сильний лінійний зв'язок між площею квартири та вартістю з такими характеристиками:

- зв'язок є стабільно позитивним, що означає, що вартість зростає зі збільшенням площі;

- тенденція виглядає лінійною, вартість зростає приблизно на 10 000 грн за квадратний метр.

Модель добре узгоджувана з точками даних, що свідчить про надійність прогнозування [14].

4. Використання лінії регресії для прогнозування. Маючи рівняння лінії регресії, ми можемо підставити в нього площу квартири та отримати прогноз вартості. Наприклад, якщо площа квартири 80 м², то вартість буде приблизно 1000 тис. грн.

Діаграма алгоритму лінійної регресії

Наступна діаграма ілюструє алгоритм роботи лінійної регресії (рис. 2.3).

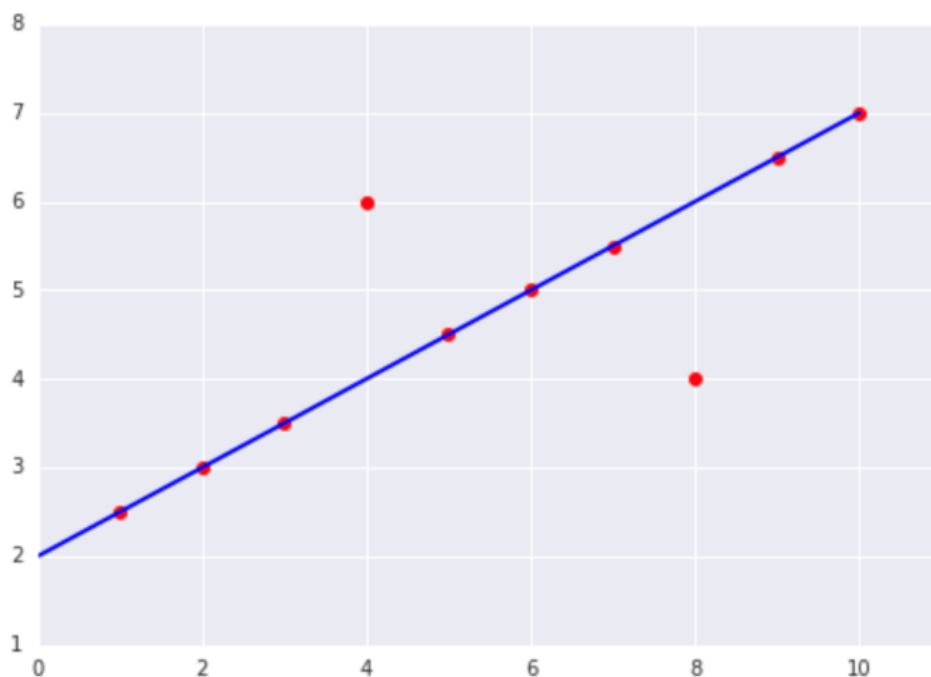


Рис. 2.3. Діаграма алгоритму лінійної регресії

Переваги алгоритму лінійної регресії [14]:

- простий і зрозумілий метод;
- легко інтерпретувати результати;
- швидко навчається.

Недоліки алгоритму лінійної регресії [25]:

- можна використовувати тільки для задач, де існує лінійна залежність між змінними, що зустрічається лише в певному діапазоні змінних;
- чутлива до викидів (аномальних значень).

Лінійна регресія – це базовий, але дуже важливий метод машинного навчання, який широко використовуваний для розв’язання задач прогнозування [13].

Завдання: за наведеним зразком програми написати аналогічну для свого варіанта об’єкта і візуалізувати дані. Пояснити отримані результати.

Логістична регресія. Логістична регресія – це метод машинного навчання, який використовуваний для задач класифікації, тобто віднесення об’єкта до одного з двох класів [6]:

- класифікація електронних листів на «спам» або «не спам»;
- визначення, чи є пухлина злоякісною або доброякісною;
- прогнозування, людина придбає певний товар чи ні.

Суть методу полягає: *логістична регресія*, як і лінійна, будує рівняння, але замість прямої лінії використовує сигмоїдну функцію, яка «стискає» результат до діапазону від 0 до 1 [14]. Це дає змогу інтерпретувати результат як імовірність того, що об’єкт належить до певного класу [14].

Алгоритм отримує дані про об’єкти і їхні мітки (класи). На основі цих даних алгоритм знаходить рівняння сигмоїдної функції, яка найкраще «поділяє» об’єкти на два класи:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(a + bx)}}, \quad (2.2)$$

де p – імовірність того, що об’єкт належить до певного класу;

x – характеристика об’єкта;

a – зсув;

b – коефіцієнт.

Маючи рівняння, ми можемо підставити в нього значення характеристики нового об'єкта і отримати ймовірність того, що він належить до певного класу.

Приклад. Класифікація клієнтів за кредитоспроможністю.

Уявімо, що необхідно передбачити, чи буде клієнт кредитоспроможним, на основі його доходу. У нас є дані про дохід і кредитну історію кількох клієнтів.

1. Підготовка даних. Подамо дані про клієнтів у вигляді табл. 2.2.

Таблиця 2.2

Дані про кредитоспроможність клієнтів

Клієнт	Дохід на місяць, тис. грн	Кредитоспроможність
1	30	0
2	40	1
3	50	1
4	60	1
5	70	1
6	80	1

Значення 0 означає, що клієнт не є кредитоспроможним, а 1 – що є.

2. Написання програми.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# Створюємо DataFrame з даних
data = {
    'дохід': [30, 40, 50, 60, 70, 80],
    'кредитоспроможність': [0, 1, 1, 1, 1, 1]
}
df = pd.DataFrame(data)
```

```

# Підготовка даних для моделі
X = df['дохід'].values.reshape(-1, 1)
y = df['кредитоспроможність'].values

# Створення та навчання моделі логістичної регресії
model = LogisticRegression()
model.fit(X, y)

# Створення діапазону значень для візуалізації
X_test = np.linspace(X.min(), X.max(), 300).reshape(-1, 1)
y_pred = model.predict_proba(X_test)[:, 1]

# Створення графіку
plt.figure(figsize=(10, 6))

# Побудова кривої ймовірності
plt.plot(X_test, y_pred, color='blue', label='Модель логістичної регресії')

# Відображення точок даних
plt.scatter(X[y == 0], y[y == 0], color='red', label='Неплатоспроможний')
plt.scatter(X[y == 1], y[y == 1], color='green', label='Платоспроможний')

# Налаштування графіку
plt.xlabel('Дохід (тис. грн)')
plt.ylabel('Ймовірність кредитоспроможності')
plt.title('Логістична регресія для оцінки кредитоспроможності')
plt.grid(True)
plt.legend()

# Показати графік
plt.show()

```

3. Візуалізація даних. Зобразимо дані на графіку рис. 2.4, де вісь ox відповідає доходу, а вісь oy – кредитоспроможності.

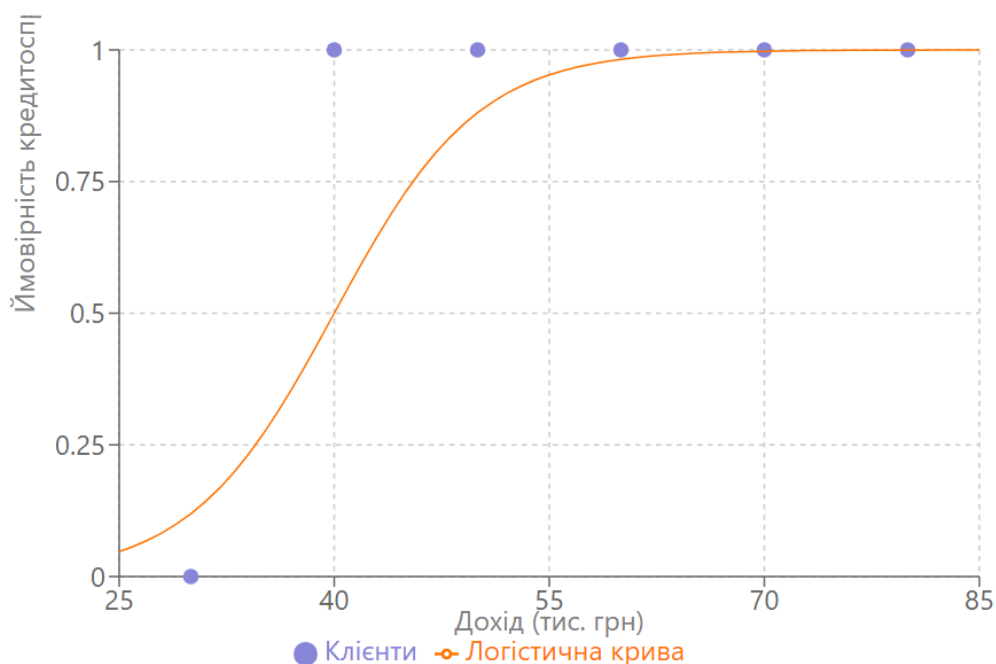


Рис. 2.4. Результати розрахунку

Сині точки показують реальні дані клієнтів, де по осі ox відображено дохід, а по осі oy – кредитоспроможність. Помаранчева крива показує логістичну функцію, яка відображує ймовірність кредитоспроможності клієнта та показує плавний перехід від некредитоспроможних до кредитоспроможних клієнтів [14]. Графік чітко демонструє таке:

- клієнти з доходом нижче 35 тис. грн мають низьку ймовірність бути кредитоспроможними;
- існує чіткий поріг близько 35-40 тис. грн, після якого ймовірність кредитоспроможності різко зростає;
- клієнти з доходом вище 45 тис. грн мають високу ймовірність бути кредитоспроможними.

Переваги алгоритму логістичної регресії [14]:

- простий і зрозумілий метод;
- легко інтерпретувати результати (імовірність);
- ефективний для задач бінарної класифікації.

Недоліки алгоритму логістичної регресії [14]:

- можна використовувати тільки для задач бінарної класифікації;
- чутлива до викидів.

Логістична регресія – це важливий і широко використовуваний метод машинного навчання для задач класифікації [11].

Завдання: за наведеним зразком програми написати аналогічну для свого варіанта об'єкта і візуалізувати дані. Пояснити отримані результати.

Метод опорних векторів. Метод опорних векторів (SVM) – це потужний алгоритм машинного навчання, який використовують для задач класифікації та регресії [6].

Уявіть собі, що необхідно поділити на дві групи об'єкти на площині. Наприклад, є точки, що відповідають двом різним класам, і необхідно провести між ними лінію, яка б їх розділяла. SVM будує не просто лінію, а «смугу», яка розділяє класи. Чим ширша ця смуга, тим краще алгоритм класифікує нові об'єкти. Опорні вектори – це точки, які знаходяться найближче до меж цієї смуги. Саме вони «підтримують» її форму та положення. Алгоритм отримує дані про об'єкти і їхні класи. На основі цих даних будує «смугу», яка максимально розділяє класи [6]. Опорні вектори визначають положення та ширину цієї «смуги» [11]. Для класифікації нового об'єкта алгоритм визначає, у якій частині «смуги» він знаходиться, і відносить його до відповідного класу.

Приклад. Класифікація фруктів.

Уявімо, що необхідно навчити алгоритм розрізняти яблука та груші за їхніми розміром і кольором. У нас є дані про розмір і колір кількох фруктів, а також їхні мітки (яблуко або груша).

1. Підготовка даних. Подамо дані про фрукти у вигляді табл. 2.3.

Таблиця 2.3

Вихідні дані про фрукти

Фрукт	Розмір	Колір	Мітка
1	5	червоний	яблуко
2	6	червоний	яблуко
3	7	зелений	груша
4	8	зелений	груша
5	9	жовтий	груша

2. Написання програми.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

# Створюємо DataFrame з даних
data = {
    'розмір': [5, 6, 7, 8, 9],
    'колір': ['червоний', 'червоний', 'зелений', 'зелений', 'жовтий'],
    'мітка': ['яблуко', 'яблуко', 'груша', 'груша', 'груша']
}
df = pd.DataFrame(data)

# Кодуємо кольори в числові значення
le = LabelEncoder()
df['колір_код'] = le.fit_transform(df['колір'])

# Готуємо дані для SVM
X = df[['розмір', 'колір_код']].values
y = df['мітка'].values
```

```

# Створюємо та навчаємо модель SVM
svm = SVC(kernel='linear')
svm.fit(X, y)

# Створюємо сітку для візуалізації
x_min, x_max = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1
y_min, y_max = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1
xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, 0.1),
                      np.arange(y_min, y_max, 0.1))

# Отримуємо передбачення для кожної точки сітки
Z = svm.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
Z = Z.reshape(xx.shape)

# Створюємо візуалізацію
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.4)
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y == 'яблуко', cmap='RdYlBu')

# Додаємо підписи та заголовок
plt.xlabel('Розмір')
plt.ylabel('Колір (кодований)')
plt.title('Класифікація фруктів методом опорних векторів (SVM)')

# Додаємо легенду
plt.plot([], [], 'o', color='red', label='Яблуко')
plt.plot([], [], 'o', color='blue', label='Груша')
plt.legend()

# Показуємо графік
plt.show()

```

3. Візуалізація даних. Діаграма розсіювання (рис. 2.5) показує розподіл фруктів у двовимірному просторі, де вісь *ox* являє собою розмір плоду, а вісь *oy* – колір (закодований у вигляді числових значень, але відображений у вигляді текстових міток). Різні маркери для кожного типу

фруктів: червоні кола означають яблука, зелені трикутники – груші. Пунктирна лінія, що показує межу рішення, створену алгоритмом SVM, яка розділяє два класи фруктів [15]. Візуалізація чітко показує, як алгоритм SVM створює границю рішення, яка ефективно відокремлює яблука від груш на основі їхніх характеристик:

- яблука зазвичай менші за розміром і мають переважно червоний колір;

- груші демонструють більшу варіативність як за розміром, так і кольором - від зеленого до жовтого.

Межа рішення ефективно розділяє два класи, зберігаючи при цьому запас, який допомагає класифікувати нові зразки [6]. Така візуалізація наочно демонструє, як метод опорних векторів може поділити простір ознак на дві області для класифікації. Межа поділу між класами проходить приблизно між розмірами 6 та 7, що відображує природну межу між характеристиками яблук і груш у наданому наборі даних.

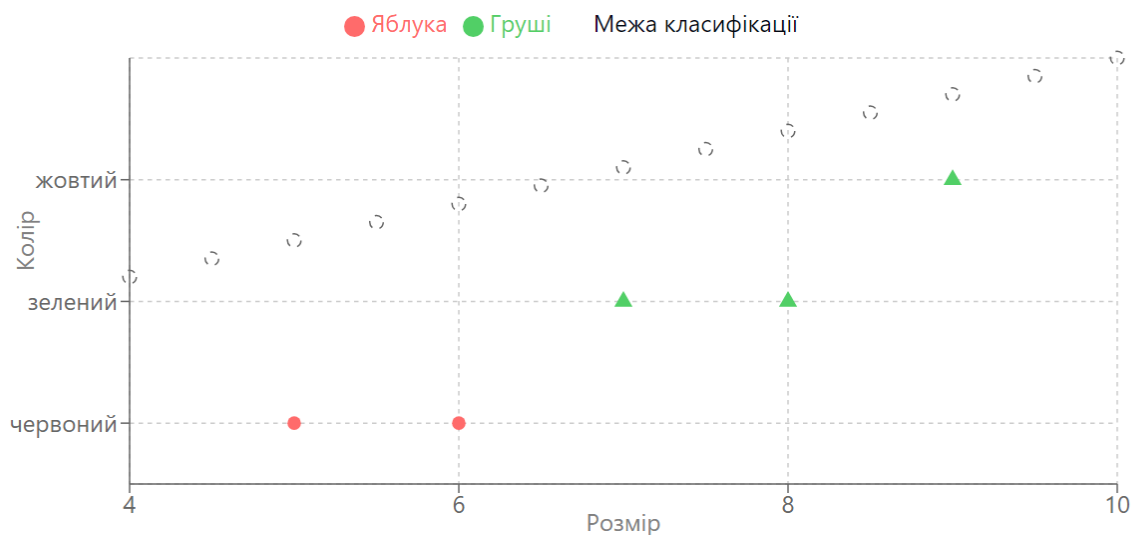


Рис. 2.5. Діаграма розсіювання, що показує розподіл фруктів у двовимірному просторі

Переваги алгоритму SVM [11]:

- ефективний для задач класифікації з великою кількістю ознак;
- можна використовувати для нелінійних задач за допомогою «ядра» (kernel trick);
- має хорошу теоретичну основу.

Недоліки алгоритму SVM [15]:

- може бути обчислювально складним для великих обсягів даних;
- вибір ядра та параметрів алгоритму може впливати на результат.

Завдання: за наведеним зразком програми написати аналогічну для свого варіанта об'єкта і візуалізувати дані. Пояснити отримані результати.

Дерева рішень. Дерева рішень – це метод машинного навчання, який використовують для задач класифікації та регресії [11, 14]. Він будує деревоподібну модель, яка відображує логічні правила, щоб ухвалювати рішення на основі вхідних даних.

Уявіть собі, що необхідно визначити, чи піде людина на прогулянку. Для цього необхідно врахувати такі фактори, як погода, час доби та настрій людини. Дерево рішень допоможе вам побудувати модель, яка буде враховувати ці фактори та прогнозувати, чи піде людина на прогулянку [14]. Алгоритм отримує дані про об'єкти і їхні класи (або числові значення для задач регресії). На основі цих даних алгоритм будує дерево, яке складається з вузлів і гілок. Кожен вузол відповідає за перевірку певної умови (наприклад «погода – сонячно?»). Гілки, що виходять із вузла, відповідають можливим значенням цієї умови (наприклад «так» або «ні»). Листя дерева відповідають кінцевим рішенням (наприклад «піде на прогулянку» або «не піде»).

Щоб ухвалити рішення для нового об'єкта, ми починаємо з кореня дерева та рухаємось по гілках, вибираючи ті, які відповідають значенням характеристик цього об'єкта. У результаті ми потрапляємо до листа дерева, який містить кінцеве рішення.

Приклад. Класифікація типів житла.

Припустимо, що необхідно навчити алгоритм розрізняти типи житла (квартира або приватний будинок) на основі площі та вартості. У нас є набір даних про різні об'єкти нерухомості з їхніми характеристиками та класифікацією.

1. Підготовка даних. Подамо дані про об'єкти нерухомості у вигляді табл. 2.4.

Таблиця 2.4

Об'єкт	Площа, м ²	Вартість, тис. дол.	Тип житла
1	45	50	квартира
2	60	65	квартира
3	120	130	приватний будинок
4	150	160	приватний будинок
5	180	200	приватний будинок

2. Написання програми.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, plot_tree
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
# Створення набору даних
def create_housing_dataset():
    data = {
        'площа': [45, 60, 120, 150, 180],
        'вартість': [50, 65, 130, 160, 200],
        'тип_житла': ['квартира', 'квартира', 'приватний будинок',
                     'приватний будинок', 'приватний будинок']
    }
    return pd.DataFrame(data)
```

```

# Підготовка даних
def prepare_data(df):
    # Кодування категоріальних змінних
    le = LabelEncoder()
    df['тип_житла_encoded'] = le.fit_transform(df['тип_житла'])
    # Розділення на ознаки та цільову змінну
    X = df[['площа', 'вартість']]
    y = df['тип_житла_encoded']
    # Розділення на тренувальну та тестову вибірки
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.2, random_state=42
    )
    return X_train, X_test, y_train, y_test, le

# Навчання моделі
def train_decision_tree(X_train, y_train):
    clf = DecisionTreeClassifier(max_depth=3, random_state=42)
    clf.fit(X_train, y_train)
    return clf

# Візуалізація даних та границі рішення
def visualize_data_and_decision_boundary(df, clf):
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    # Створення сітки для відображення границі рішення
    x_min, x_max = df['площа'].min() - 10, df['площа'].max() + 10
    y_min, y_max = df['вартість'].min() - 10, df['вартість'].max() + 10
    xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, 1),
                          np.arange(y_min, y_max, 1))
    # Передбачення для кожної точки сітки
    Z = clf.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
    Z = Z.reshape(xx.shape)
    # Відображення границі рішення
    plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.4)
    # Відображення точок даних
    colors = ['red' if t == 'квартира' else 'green' for t in df['тип_житла']]
    plt.scatter(df['площа'], df['вартість'], c=colors, alpha=0.8)
    plt.xlabel('Площа (м²)')
    plt.ylabel('Вартість (тис. $)')
    plt.title('Класифікація типів житла')

```

```

# Додавання легенди
handles = [plt.scatter([], [], c='red', label='Квартира'),
            plt.scatter([], [], c='green', label='Приватний будинок')]
plt.legend(handles=handles)
plt.show()

# Візуалізація дерева рішень
def visualize_decision_tree(clf, feature_names, class_names):
    plt.figure(figsize=(15, 10))
    plot_tree(clf, feature_names=feature_names,
              class_names=class_names, filled=True, rounded=True)
    plt.show()

# Функція для класифікації нового об'єкта
def classify_new_housing(clf, le, площа, вартість):
    prediction = clf.predict([[площа, вартість]])
    housing_type = le.inverse_transform(prediction)[0]
    return housing_type

def main():
    # Створення та підготовка даних
    df = create_housing_dataset()
    X_train, X_test, y_train, y_test, le = prepare_data(df)

    # Навчання моделі
    clf = train_decision_tree(X_train, y_train)

    # Візуалізація даних та границі рішення
    visualize_data_and_decision_boundary(df, clf)

    # Візуалізація дерева рішень
    feature_names = ['площа', 'вартість']
    class_names = ['квартира', 'приватний будинок']
    visualize_decision_tree(clf, feature_names, class_names)

    # Приклад класифікації нового об'єкта
    new_area = 90
    new_price = 95

    housing_type = classify_new_housing(clf, le, new_area, new_price)
    print(f"\nНовий об'єкт з площею {new_area} м² та вартістю {new_price} тис.
$ "
        f"класифіковано як: {housing_type}")

if __name__ == "__main__":
    main()

```

Ця програма автоматично створить візуалізації та продемонструє роботу класифікатора на прикладі нового об'єкта житла. Ви можете модифікувати параметри моделі та набір даних відповідно до ваших потреб.

Завдання: за наведеним зразком програми написати аналогічну для свого варіанта об'єкта і візуалізувати дані. Пояснити отримані результати.

3. Візуалізація даних. Діаграма розсіювання демонструє розподіл об'єктів нерухомості у двовимірному просторі, де вісь ox являє собою площу об'єкта, вісь oy - вартість об'єкта, червоні точки позначають квартири, зелені точки позначають приватні будинки (рис. 2.6).

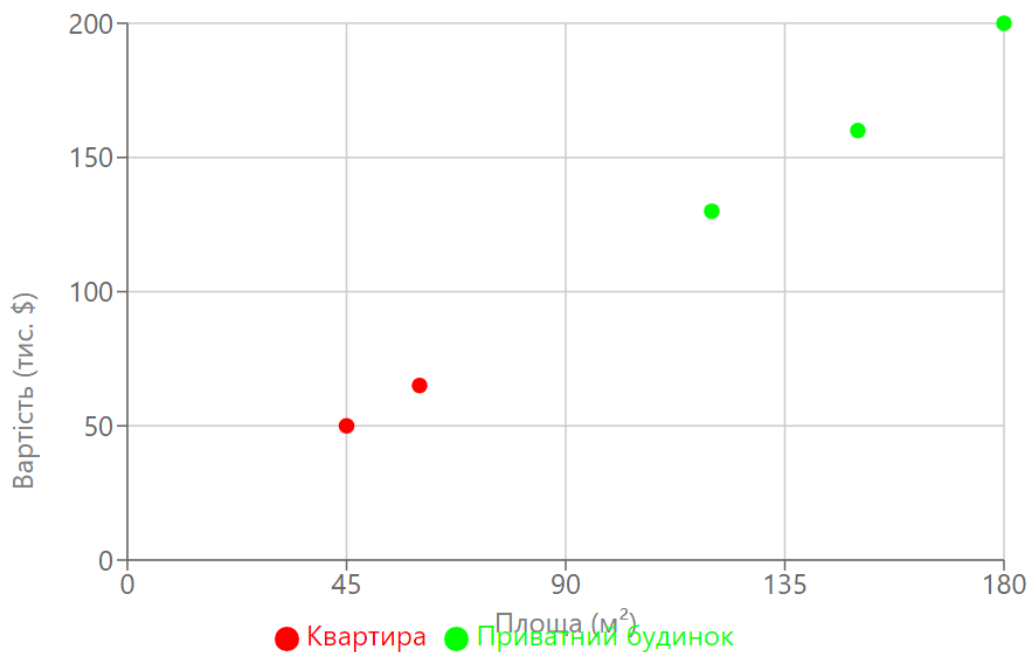


Рис. 2.6. Діаграма розсіювання типів житла

На основі цих даних дерево рішень створює правила класифікації:

- 1) якщо $\text{площа} < 100 \text{ м}^2 \rightarrow$ класифікуємо як квартиру;
- 2) якщо $\text{площа} \geq 100 \text{ м}^2 \rightarrow$ класифікуємо як приватний будинок.

Така візуалізація наочно демонструє, як метод дерева рішень може створити прості та зрозумілі правила для класифікації об'єктів. У нашому випадку межа класифікації проходить на рівні 100 м^2 , що відображує

природний розподіл між характеристиками квартир і приватних будинків у наданому наборі даних. Цей приклад демонструє, як дерево рішень може ефективно класифікувати об'єкти на основі їхніх характеристик, створюючи прості та інтерпретовані правила ухвалення рішень.

Переваги методу дерев рішень:

- простий і зрозумілий метод;
- легко інтерпретувати результати;
- можна використовувати для задач класифікації та регресії;
- можна обробляти як числові, так і категоріальні дані.

Недоліки методу дерев рішень:

- може перенавчитися, якщо дерево занадто складне;
- чутливий до невеликих змін у даних.

Дерева рішень – це досить популярний та ефективний метод машинного навчання, який широко використовують для розв'язання різноманітних задач.

Випадковий ліс – це алгоритм машинного навчання, який використовують для задач класифікації та регресії [11, 13, 15]. Він базований на ідеї створення ансамблю дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних і випадковому наборі ознак. Уявіть собі ліс, де ростуть тисячі дерев, і кожне дерево ухвалює рішення щодо певного питання. Наприклад, необхідно визначити, чи сподобається людині певний фільм. Ви можете створити багато дерев рішень, кожне з яких буде враховувати різні фактори, такі як жанр фільму, актори, режисер, рейтинг тощо. Алгоритм отримує дані про об'єкти і їхні класи (або числові значення для задач регресії). На основі цих даних алгоритм створює багато дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних і випадковому наборі ознак [11].

Для класифікації нового об'єкта алгоритм «опитує» усі дерева в лісі. Кожне дерево ухвалює рішення щодо класу цього об'єкта. Остаточне рішення ухвалюють через голосування більшості дерев.

Приклад. Класифікація типів транспортних засобів.

Припустимо, що необхідно навчити алгоритм класифікувати транспортні засоби (легковий автомобіль, позашляховик або мінівен) на основі їхніх характеристик: потужність двигуна та витрати пального. Метод випадкового лісу допоможе нам створити надійну модель класифікації.

1. Підготовка даних. Подамо дані про транспортні засоби у вигляді табл. 2.5.

Таблиця 2.5

Транспорт (тип)	Потужність, к.с.	Витрати пального, л/100 км
легковий	120	7,5
легковий	130	8,0
позашляховик	180	11,0
позашляховик	200	12,5
мінівен	150	9,5
мінівен	160	10,0

2. Написання програми.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
# Створення датасету
def create_dataset():
    data = {
        'тип': ['легковий', 'легковий', 'позашляховик', 'позашляховик',
        'мінівен', 'мінівен'],
        'потужність': [120, 130, 180, 200, 150, 160],
        'витрата_палива': [7.5, 8.0, 11.0, 12.5, 9.5, 10.0]
    }
    return pd.DataFrame(data)
```



```

# Підготовка даних
def prepare_data(df):
    # Кодування категоріальних змінних
    le = LabelEncoder()
    df['тип_encoded'] = le.fit_transform(df['тип'])

    # Розділення на ознаки та цільову змінну
    X = df[['потужність', 'витрата_палива']]
    y = df['тип_encoded']

    return X, y, le

# Навчання моделі
def train_model(X, y):
    # Створення та навчання моделі
    rf_model = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
    rf_model.fit(X, y)
    return rf_model

# Візуалізація даних та границь класифікації
def plot_classification(X, y, model, le):
    plt.figure(figsize=(10, 8))

    # Створення сітки для відображення границь класифікації
    x_min, x_max = X['потужність'].min() - 10, X['потужність'].max() + 10
    y_min, y_max = X['витрата_палива'].min() - 1, X['витрата_палива'].max() +
1
    xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, 1),
                          np.arange(y_min, y_max, 0.1))

    # Передбачення класів для кожної точки сітки
    Z = model.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
    Z = Z.reshape(xx.shape)

    # Відображення границь класифікації
    plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.4, cmap='Set3')

    # Відображення точок даних
    colors = ['blue', 'green', 'orange']
    markers = ['o', 's', '^']

```

```

    for i, (label, marker, color) in enumerate(zip(le.classes_, markers,
colors)):
        mask = y == i
        plt.scatter(X.loc[mask, 'потужність'],
                    X.loc[mask, 'витрата_палива'],
                    c=color,
                    marker=marker,
                    s=100,
                    label=label,
                    edgecolor='black')

    plt.xlabel('Потужність (к.с.)')
    plt.ylabel('Витрата палива (л/100км)')
    plt.title('Класифікація транспортних засобів\nметодом Random Forest')
    plt.legend()
    plt.grid(True, alpha=0.3)

    return plt

def main():
    # Створення та підготовка даних
    df = create_dataset()
    X, y, le = prepare_data(df)

    # Навчання моделі
    model = train_model(X, y)

    # Візуалізація результатів
    plt = plot_classification(X, y, model, le)
    # Виведення важливості ознак
    feature_importance = pd.DataFrame({
        'ознака': ['потужність', 'витрата_палива'],
        'важливість': model.feature_importances_
    })
    print("\nВажливість ознак:")
    print(feature_importance.sort_values(by='важливість', ascending=False))
    # Приклад класифікації нового транспортного засобу

```

```

new_vehicle = np.array([[140, 8.5]])
prediction = model.predict(new_vehicle)
vehicle_type = le.inverse_transform(prediction)[0]
print(f"\nКласифікація нового транспортного засобу:")
print(f"Потужність: 140 к.с., Витрата палива: 8.5 л/100км")
print(f"Передбачений тип: {vehicle_type}")
plt.show()
if __name__ == "__main__":
    main()

```

Програму створено на Python [9] для класифікації транспортних засобів із використанням алгоритму Random Forest і візуалізацією даних. Програма також включає можливість класифікації нових транспортних засобів, що дає змогу практично застосовувати створену модель.

3. Візуалізація даних. Візуалізація даних у вигляді графіка розсіювання має такі позначення (рис. 2.7):

- синім кольором позначені легкові автомобілі;
- зеленим кольором позначені позашляховики;
- жовтим кольором позначені мінівени.

На графіку можна побачити таке:

1. Легкові автомобілі мають найнижчі потужність і витрати пального.
2. Позашляховики мають найвищі потужність і витрати пального.
3. Мінівени знаходяться посередині за обома показниками.

Така візуалізація допомагає краще зрозуміти розподіл різних типів транспортних засобів за їхніми характеристиками і може бути використана для навчання алгоритму випадкового лісу.

Переваги алгоритму випадкового лісу:

- висока точність і стійкість до перенавчання;
- може обробляти як числові, так і категоріальні дані;
- можна використовувати для задач класифікації та регресії;
- легко паралелізований.

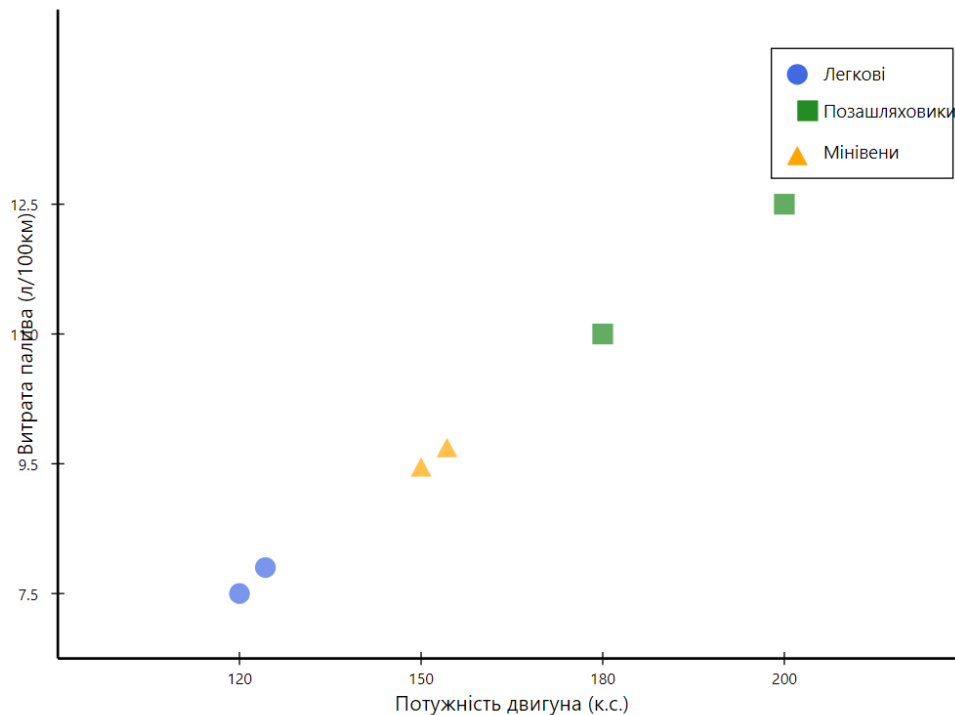


Рис. 2.7. Діаграма розсіювання типів транспортних засобів

Недоліки алгоритму випадкового лісу:

- може бути обчислювально складним для великих обсягів даних;
- важко інтерпретувати результати окремих дерев.

Алгоритм нейронних мереж. Нейронні мережі (Neural Networks) – це один із методів машинного навчання, який моделює роботу людського мозку для вирішення різноманітних завдань [7, 9, 12].

Розглянемо основні аспекти нейронних мереж.

Структура: нейронні мережі складаються з interconnected вузлів, які називають нейронами. Нейрони організовані в шари: вхідний шар, один або кілька прихованих шарів і вихідний шар. Кожен нейрон отримує сигнали від інших нейронів, обробляє їх і передає далі.

Навчання: нейронні мережі навчаються на основі даних, змінюючи ваги зв'язків між нейронами. мета навчання - налаштувати ваги так, щоб мережа могла правильно розпізнавати образи, класифікувати об'єкти або прогнозувати результати.

Функція активації: кожен нейрон має функцію активації, яка визначає, як саме він обробляє отримані сигнали. Функція активації додає нелінійності в роботу мережі, що дає їй змогу вирішувати складніші завдання.

Зворотне поширення помилки: для навчання нейронних мереж використовують алгоритм зворотного поширення помилки. Цей алгоритм дає змогу корегувати ваги зв'язків між нейронами на основі помилок, які робить мережа.

Глибина: нейронні мережі можуть мати багато шарів (глибокі нейронні мережі). Глибокі нейронні мережі здатні вирішувати складніші завдання, такі як розпізнавання образів, обробка природної мови та ін. [12].

Приклад. Класифікація типів фруктів.

Припустимо, що необхідно навчити алгоритм класифікувати фрукти (яблука, апельсини або банани) на основі їхніх характеристик: вага та вміст цукру. Метод нейронних мереж допоможе нам створити надійну модель класифікації.

1. Підготовка даних. Подамо дані про фрукти у вигляді табл. 2.6.

Таблиця 2.6

Фрукт (тип)	Вага, г	Вміст цукру, г/100 г
яблуко	150	10,4
яблуко	140	9,8
апельсин	180	8.9
апельсин	200	9,2
банан	120	12,2
банан	130	12,8

2. Написання програми.

```
# Імпортуємо необхідні бібліотеки
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Створюємо DataFrame з даними
data = {
    'weight': [150, 140, 180, 200, 120, 130],
    'sugar': [10.4, 9.8, 8.9, 9.2, 12.2, 12.8],
    'type': ['яблуко', 'яблуко', 'апельсин', 'апельсин', 'банан', 'банан']
}

df = pd.DataFrame(data)

# Мапінг для конвертації типів фруктів у числові значення
fruit_mapping = {'яблуко': 0, 'апельсин': 1, 'банан': 2}
df['type_num'] = df['type'].map(fruit_mapping)

# Підготовка даних для навчання
X = df[['weight', 'sugar']]
y = df['type_num']

# Нормалізація даних
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Створення та навчання нейронної мережі
model = MLPClassifier(
    hidden_layer_sizes=(5,),
    max_iter=1000,
    random_state=42,
    activation='relu'
)
model.fit(X_scaled, y)
```

```

# Функція для візуалізації результатів
def plot_decision_boundary():
    # Створення сітки точок
    x_min, x_max = X['weight'].min() - 10, X['weight'].max() + 10
    y_min, y_max = X['sugar'].min() - 1, X['sugar'].max() + 1
    xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, 1),
                          np.arange(y_min, y_max, 0.1))

    # Нормалізація точок сітки
    grid_points = np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()]
    grid_points_scaled = scaler.transform(grid_points)
    Z = model.predict(grid_points_scaled)
    Z = Z.reshape(xx.shape)

    # Створення графіку
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.4, cmap='viridis')

    # Додавання точок даних
    colors = ['blue', 'green', 'yellow']
    for i, fruit_type in enumerate(fruit_mapping.keys()):
        mask = df['type'] == fruit_type
        plt.scatter(df[mask]['weight'], df[mask]['sugar'],
                    c=colors[i], label=fruit_type, edgecolors='black')

    plt.xlabel('Bara (г)')
    plt.ylabel('Вміст цукру (г/100г)')
    plt.title('Класифікація фруктів за допомогою нейронної мережі')
    plt.legend()
    plt.grid(True)
    plt.show()

# Функція для класифікації нових фруктів
def classify_new_fruit(weight, sugar):
    new_fruit = np.array([[weight, sugar]])
    new_fruit_scaled = scaler.transform(new_fruit)

```

```

prediction = model.predict(new_fruit_scaled)
reverse_mapping = {v: k for k, v in fruit_mapping.items()}
return reverse_mapping[prediction[0]]

# Виконуємо візуалізацію
plot_decision_boundary()

# Приклад використання
print("\nТестування класифікації нового фрукту:")
test_weight = 160
test_sugar = 10.0
result = classify_new_fruit(test_weight, test_sugar)
print(f"Фрукт з вагою {test_weight}г та вмістом цукру {test_sugar}г/100г ")
print(f"класифіковано як: {result}")

# Додаткова інформація про точність моделі
print("\nТочність моделі на тренувальних даних:",
      model.score(X_scaled, y))

```

3. Візуалізація даних. Візуалізація даних подана у вигляді графіка розсіювання і має такі позначення (рис. 2.8):

- синім кольором позначені яблука;
- зеленим кольором позначені апельсини;
- жовтим кольором позначені банани.

Аналізуючи графік, можна зробити висновок, що яблука мають середню вагу та середній вміст цукру, апельсини мають найвищу вагу та найнижчий вміст цукру, а банани мають найнижчу вагу та найвищий вміст цукру. Така візуалізація допомагає краще зрозуміти розподіл різних типів фруктів за їхніми характеристиками і може бути використана для навчання нейронної мережі.

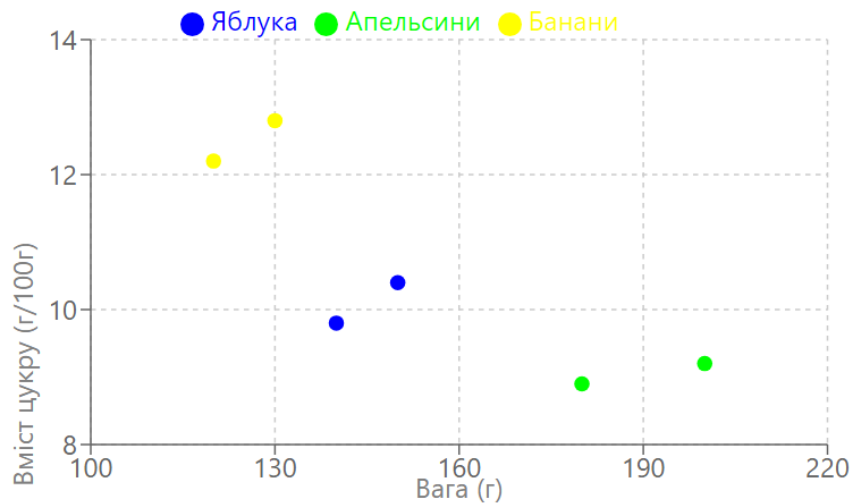


Рис. 2.8. Класифікація типів фруктів на основі їхніх характеристик

Переваги нейронних мереж:

- здатність вирішувати складні завдання;
- автоматичне виділення ознак із даних;
- можливість адаптації до нових умов.

Недоліки нейронних мереж:

- потреба у великих обсягах даних для навчання;
- високі вимоги до обчислювальних ресурсів;
- складність інтерпретації результатів.

Нейронні мережі є інструментом машинного навчання, який широко використовуваний у різних сферах, від розпізнавання образів до фінансового прогнозування.

Навчання без учителя (Unsupervised Learning) (Unsupervised Learning) – це метод машинного навчання, який використовують для аналізу даних, що не містять міток або відомих відповідей. Уявіть собі ситуацію, коли у вас є велика кількість фотографій різних тварин, але ви не знаєте, які саме тварини зображені на кожній фотографії.

Навчання без учителя допоможе вам поділити ці фотографії на групи, виділивши схожі об'єкти. Алгоритм отримує набір даних, що не містить міток. Мета – виявити приховані закономірності, структуру або групи в даних.

Алгоритм може допомогти, наприклад:

- сегментувати клієнтів на групи зі схожими характеристиками;
- виявити аномалії в даних, які можуть свідчити про шахрайство або інші проблеми;
- зменшити розмірність даних, виділивши найбільш важливі ознаки.

Як відбувається навчання?

Алгоритм отримує набір нерозмічених даних. На основі цих даних алгоритм будує модель, яка відображає структуру даних. Модель може бути використана для кластеризації даних, зменшення розмірності або асоціативного аналізу.

Завдання, вирішуванні з навчанням без учителя:

- кластеризація, тобто поділ об'єктів на групи за схожими характеристиками (наприклад сегментація клієнтів, кластеризація документів);
- зменшення розмірності, тобто виділення найбільш важливих ознак із даних (наприклад виділення головних компонентів, вибір ознак);
- асоціативний аналіз – пошук залежностей між змінними (наприклад аналіз кошика покупця, рекомендаційні системи).

Які алгоритми використовують у навчанні без учителя?

Алгоритм *k-means* – це популярний та ефективний метод кластеризації даних, використовуваний для поділу множини об'єктів на задану кількість кластерів. Уявіть собі, що необхідно сортувати купу різнокольорових кульок за кольорами. Алгоритм *k-means* допоможе вам зробити це автоматично, поділивши кульки на групи за їхньою схожістю [11, 13, 15].

Суть методу: алгоритм k-means шукає k центрів кластерів, які мінімізують суму квадратів відстаней від кожного об'єкта до найближчого центра кластера. Спочатку алгоритм випадков вибирає k центрів кластерів, потім кожен об'єкт відносять до найближчого центра кластера. Центри кластерів перераховують як середнє арифметичне всіх об'єктів, що належать до цього кластера. Кроки 2 та 3 повторюються до тих пір, поки центри кластерів не перестануть змінюватися.

Уявіть собі точки на площині. Алгоритм k-means «стягує» ці точки в k груп, утворюючи навколо кожної групи свій центр.

Приклад 1. Класифікація типів квітів.

Припустимо, що необхідно навчити алгоритм класифікувати квіти (троянди, тюльпани або орхідеї) на основі їхніх характеристик: висота стебла та діаметр квітки. Метод k-means допоможе нам створити надійну модель кластеризації.

1. Підготовка даних. Подамо дані про квіти у вигляді табл. 2.7.

Таблиця 2.7

Квітка (тип)	Висота стебла, см	Діаметр квітки, см
троянда	45	8,5
троянда	50	9,0
тюльпан	35	6,5
тюльпан	30	6,0
орхідея	25	12,0
орхідея	20	11,5

2. Написання програми.

```
# Імпортуємо необхідні бібліотеки
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import KMeans
```

```

from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Створюємо DataFrame з даними
data = {
    'height': [45, 50, 35, 30, 25, 20],
    'diameter': [8.5, 9.0, 6.5, 6.0, 12.0, 11.5],
    'type': ['троянда', 'троянда', 'тюльпан', 'тюльпан', 'орхідея', 'орхідея']
}

df = pd.DataFrame(data)

# Підготовка даних для кластеризації
X = df[['height', 'diameter']]

# Нормалізація даних
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Створення та навчання моделі k-means
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
kmeans.fit(X_scaled)

# Додаємо мітки кластерів до DataFrame
df['cluster'] = kmeans.labels_

# Функція для візуалізації результатів
def plot_clusters():
    # Створення графіку
    plt.figure(figsize=(10, 6))

    # Додавання точок даних з кольорами відповідно до кластерів
    colors = ['blue', 'green', 'yellow']
    flower_types = df['type'].unique()

    for i, flower_type in enumerate(flower_types):
        mask = df['type'] == flower_type
        plt.scatter(df[mask]['height'], df[mask]['diameter'],

```

```

c=colors[i], label=flower_type, edgecolors='black')

# Додавання центроїдів кластерів
centers = scaler.inverse_transform(kmeans.cluster_centers_)
plt.scatter(centers[:, 0], centers[:, 1],
            c='red', marker='x', s=200, linewidths=3,
            label='Центроїди')

# Налаштування графіку
plt.xlabel('Висота стебла (см)')
plt.ylabel('Діаметр квітки (см)')
plt.title('Кластеризація квітів методом k-means')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

# Функція для класифікації нових квітів
def classify_new_flower(height, diameter):
    # Нормалізація нових даних
    new_flower = np.array([[height, diameter]])
    new_flower_scaled = scaler.transform(new_flower)

    # Передбачення кластера
    cluster = kmeans.predict(new_flower_scaled)[0]

    # Знаходження найближчого типу квітки для передбаченого кластера
    cluster_flowers = df[df['cluster'] == cluster]['type'].unique()
    return cluster_flowers[0] if len(cluster_flowers) > 0 else 'невідомий тип'

# Виконуємо візуалізацію
plot_clusters()

# Приклад використання класифікації
print("\nТестування класифікації нової квітки:")
test_height = 40
test_diameter = 8.0
result = classify_new_flower(test_height, test_diameter)

```

```

print(f"Квітка з висотою стебла {test_height}см та діаметром {test_diameter}см
")
print(f"класифікована як: {result}")

# Додаткова інформація про кластеризацію
print("\nІнформація про кластеризацію:")
print("Центроїди кластерів (після денормалізації):")
centers = scaler.inverse_transform(kmeans.cluster_centers_)
for i, center in enumerate(centers):
    print(f"Кластер {i}: висота = {center[0]:.1f}см, діаметр = {center[1]:

```

3. Візуалізація даних. Візуалізація даних подана у вигляді графіка розсіювання і має такі позначення (рис. 2.9):

- синім кольором позначені троянди;
- зеленим кольором позначені тюльпани;
- жовтим кольором позначені орхідеї.

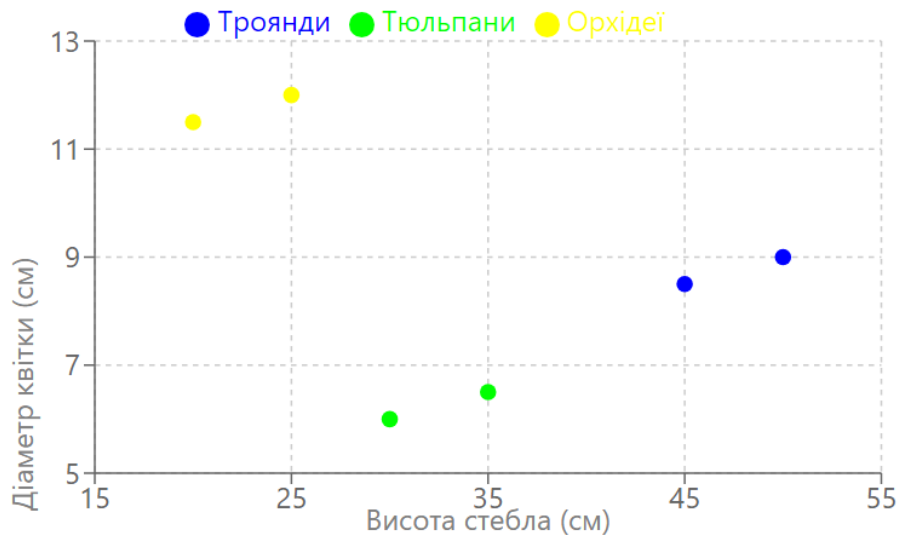


Рис. 2.9

На графіку можна побачити, що троянди мають найбільшу висоту стебла та середній діаметр квітки, тюльпани мають середню висоту стебла та найменший діаметр квітки, а орхідеї мають найменшу висоту стебла, але

найбільший діаметр квітки. Така візуалізація допомагає краще зрозуміти розподіл різних типів квітів за їхніми характеристиками і може бути використана для кластеризації методом k-means.

Приклад 2. Покрокова кластеризація студентів за їхніми характеристиками навчання.

Давайте розглянемо покрокову кластеризацію здобувачів вищої освіти за їхніми характеристиками навчання: середній бал і кількість пропущених занять.

1. Підготовка даних. Маємо дані про дев'ятьох здобувачів у табл. 2.8.

Таблиця 2.8

Здобувач	Середній бал	Пропущені заняття
1	4,8	2
2	4,6	4
3	4,9	2
4	3,2	12
5	3,4	10
6	3,0	15

2. Візуалізація вихідних даних (рис. 2.10).

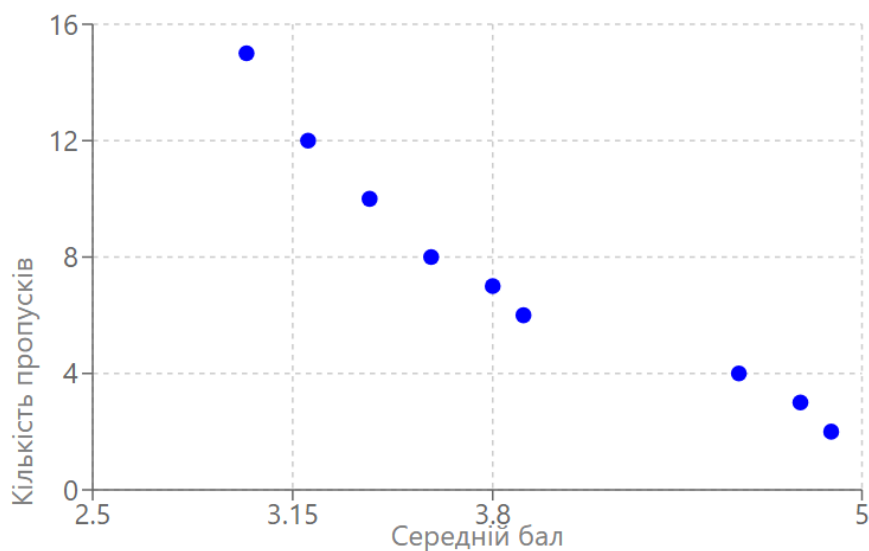


Рис. 2.10. Візуалізація вихідних даних

3. Застосування алгоритму k-means (рис. 2.11).

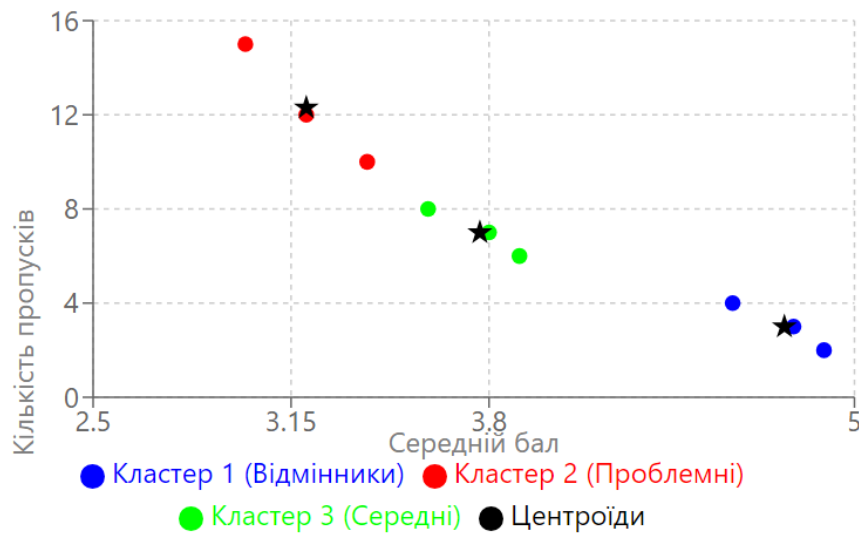


Рис. 2.11. Результати кластеризації

4. Аналіз отриманих кластерів. У результаті кластеризації методом k-means ($k = 3$) ми отримали три чіткі групи здобувачів:

1. Кластер 1 – «Відмінники» (синій колір):

- високий середній бал (4.6-4.9);
- мало пропусків (2-4).

Здобувачі 1, 2, 3.

2. Кластер 2 – «Проблемні студенти» (червоний колір):

- низький середній бал (3.0-3.4);
- багато пропусків (10-15).

Здобувачі 4, 5, 6.

3. Кластер 3 – «Середні здобувачі» (зелений колір):

- середній бал вище середнього (3.6-3.9);
- середня кількість пропусків (6-8).

Здобувачі 7, 8, 9.

Чорними зірочками на графіку позначені центроїди кластерів.

5. Програмний код для реалізації.

Після запуску програми отримаємо візуалізацію кластерів із різними кольорами для кожної групи здобувачів, розташування центроїдів кластерів і можливість класифікувати нових здобувачів. Ця кластеризація допомагає виявити групи здобувачів із подібною успішністю, визначити проблемні зони (високі пропуски, низькі бали) і на основ цього розробити індивідуальні стратегії роботи з кожною групою.

Програмний продукт для реалізації завдання цього прикладу.

```
# Крок 1: Імпортуємо необхідні бібліотеки
```

```
import numpy as np
```

```
import pandas as pd
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
from sklearn.cluster import KMeans
```

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

```
# Крок 2: Створюємо та виводимо початкові дані
```

```
def create_and_show_initial_data():
```

```
    # Створюємо DataFrame з даними
```

```
    data = {
```

```
        'student_id': [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9],
```

```
        'grade': [4.8, 4.6, 4.9, 3.2, 3.4, 3.0, 3.8, 3.6, 3.9],
```

```
        'absences': [3, 4, 2, 12, 10, 15, 7, 8, 6]
```

```
    }
```

```
    df = pd.DataFrame(data)
```

```
    # Виводимо початкові дані
```

```
    print("Початкові дані про студентів:")
```

```
    print(df)
```

```
    print("\n")
```

```
    return df
```

```
# Крок 3: Візуалізуємо початкові дані
```

```
def plot_initial_data(df):
```

```
    plt.figure(figsize=(10, 6))
```

```
    plt.scatter(df['grade'], df['absences'], c='blue')
```

```
    plt.xlabel('Середній бал')
```

```
    plt.ylabel('Кількість пропусків')
```

```
    plt.title('Початкові дані про студентів')
```

```
    plt.grid(True)
```

```
    plt.show()
```

```
    print("Створено візуалізацію початкових даних\n")
```

```
# Крок 4: Нормалізуємо дані
```

```
def normalize_data(df):
```

```
    # Вибираємо ознаки для кластеризації
```

```
    X = df[['grade', 'absences']]
```

```
    # Нормалізуємо дані
```

```
    scaler = StandardScaler()
```

```
    X_scaled = scaler.fit_transform(X)
```

```
    print("Дані нормалізовано")
```

```
    print("Середні значення ознак:", scaler.mean_)
```

```
    print("Стандартні відхилення ознак:", scaler.scale_, "\n")
```

```
    return X_scaled, scaler
```

```
# Крок 5: Застосовуємо алгоритм k-means
```

```
def apply_kmeans(X_scaled):
```

```
    # Створюємо та навчаємо модель
```

```
    kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
```

```
    kmeans.fit(X_scaled)
```

```
    print("Модель k-means навчено")
```

```

print("Координати центроїдів (нормалізовані):")
print(kmeans.cluster_centers_, "\n")

return kmeans

# Крок 6: Візуалізуємо результати кластеризації
def plot_clusters(df, kmeans, scaler):
    plt.figure(figsize=(10, 6))

    # Створюємо кольорову мапу для кластерів
    colors = ['blue', 'red', 'green']
    labels = ['Відмінники', 'Проблемні студенти', 'Середні студенти']

    # Додаємо мітки кластерів до DataFrame
    df['cluster'] = kmeans.labels_

    # Малюємо точки кожного кластера
    for i in range(3):
        cluster_data = df[df['cluster'] == i]
        plt.scatter(cluster_data['grade'], cluster_data['absences'],
                    c=colors[i], label=labels[i])

    # Додаємо центроїди
    centers = scaler.inverse_transform(kmeans.cluster_centers_)
    plt.scatter(centers[:, 0], centers[:, 1],
                c='black', marker='*', s=200,
                label='Центроїди')

    plt.xlabel('Середній бал')
    plt.ylabel('Кількість пропусків')
    plt.title('Результати кластеризації студентів')
    plt.legend()

```

```

plt.grid(True)

plt.show()

print("Створено візуалізацію результатів кластеризації\n")

# Крок 7: Створюємо функцію для класифікації нових студентів
def create_classifier(kmeans, scaler):
    def classify_new_student(grade, absences):
        # Нормалізація нових даних
        new_student = np.array([[grade, absences]])
        new_student_scaled = scaler.transform(new_student)

        # Передбачення кластера
        cluster = kmeans.predict(new_student_scaled)[0]

        # Визначення типу студента
        cluster_types = {
            0: "Відмінник",
            1: "Проблемний студент",
            2: "Середній студент"
        }

        return cluster_types[cluster]

    return classify_new_student

# Крок 8: Основна функція, яка виконує всі кроки
def main():
    print("Початок кластеризації студентів\n")

    # Виконуємо всі кроки
    df = create_and_show_initial_data()
    plot_initial_data(df)

```

```

X_scaled, scaler = normalize_data(df)
kmeans = apply_kmeans(X_scaled)
plot_clusters(df, kmeans, scaler)

# Створюємо класифікатор і тестуємо його
classifier = create_classifier(kmeans, scaler)

print("Тестування класифікації нових студентів:")
test_cases = [
    (4.0, 5),
    (3.2, 14),
    (3.7, 7)
]

for grade, absences in test_cases:
    result = classifier(grade, absences)
    print(f"Студент з середнім балом {grade} та {absences} пропусками")
    print(f"класифікований як: {result}\n")

print("Кластеризація завершена")

# Запускаємо програму
if __name__ == "__main__":
    main()

```

Для написання цієї програми використано програмне забезпечення Python 3.x. Основні бібліотеки: numpy, matplotlib, scikit-learn.

Переваги алгоритму k-means:

- швидко працює на відносно невеликих наборах даних;
- добре масштабований для великої кількості об'єктів.

Недоліки алгоритму k-means:

- кількість кластерів k потрібно задавати заздалегідь;
- результат залежить від початкового вибору центрів кластерів;
- може збігатися до локального мінімуму;
- чутливий до викидів.

Метод головних компонент (PCA Principal Component Analysis) – це статистичний метод машинного навчання, який використовують для зменшення розмірності даних зі збереженням максимальної варіації в даних [11, 24].

Основними аспектами PCA є:

- *структура*: PCA трансформує вихідні дані в новий простір, де нові осі (головні компоненти) є ортогональними та впорядковані за кількістю варіації, яку вони пояснюють. Кожна головна компонента є лінійною комбінацією вихідних змінних;
- *принцип роботи*: метод шукає напрямки максимальної варіації в даних. Перша головна компонента вказує напрямок найбільшої варіації, друга – напрямок другої за величиною варіації, перпендикулярний до першої, і так далі;
- *математична основа*: PCA базований на обчисленні власних векторів і значень коваріаційної матриці даних. Власні вектори визначають напрямки головних компонент, а власні значення показують величину варіації вздовж цих напрямків;
- *нормалізація*: перед застосуванням PCA дані зазвичай центрують (віднімають середнє) і можуть бути нормалізовані для забезпечення однакового масштабу всіх змінних;
- *вибір компонент*: кількість головних компонент, які слід зберегти, визначають на основі частки поясненої варіації або специфічних вимог задачі.

Приклад. Аналіз характеристик смартфонів.

Припустимо, що необхідно проаналізувати смартфони на основі їхніх характеристик: ціна (тис. грн), діагональ екрана (дюйми), об'єм пам'яті (ГБ). Метод головних компонент (РСА) допоможе нам зменшити розмірність даних і виявити основні патерни.

1. Підготовка даних. Подамо дані про смартфони у вигляді табл. 2.9.

Таблиця 2.9

Смартфон	Ціна, тис. грн	Діагональ, дюйм	Пам'ять, ГБ
1	45	6,7	512
2	42	6,5	256
3	38	6,8	256
4	15	6,1	64
5	12	5,9	32
6	18	6,2	128
7	25	6,4	128
8	28	6,3	256
9	22	6,0	128

2. Написання програми.

```
# Імпортуємо необхідні бібліотеки
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.decomposition import PCA

# Створюємо DataFrame з даними
data = {
    'price': [45, 42, 38, 15, 12, 18, 25, 28, 22],
    'screen': [6.7, 6.5, 6.8, 6.1, 5.9, 6.2, 6.4, 6.3, 6.0],
    'memory': [512, 256, 256, 64, 32, 128, 128, 256, 128],
}
```

```
'category': ['premium', 'premium', 'premium',  
             'budget', 'budget', 'budget',  
             'midrange', 'midrange', 'midrange']  
}
```

```
df = pd.DataFrame(data)
```

```
# Функція для підготовки та відображення початкових даних
```

```
def show_initial_data(df):  
    print("Початкові дані про смартфони:")  
    print(df)  
    print("\nСтатистика по характеристиках:")  
    print(df.describe())  
    print("\n")
```

```
# Функція для нормалізації даних
```

```
def normalize_data(df):  
    features = ['price', 'screen', 'memory']  
    X = df[features]
```

```
    scaler = StandardScaler()  
    X_scaled = scaler.fit_transform(X)
```

```
    print("Дані нормалізовано")  
    print("Середні значення ознак:", scaler.mean_)  
    print("Стандартні відхилення:", scaler.scale_)  
    print("\n")
```

```
    return X_scaled, features
```

```
# Функція для застосування PCA
```

```
def apply_pca(X_scaled):  
    pca = PCA()  
    X_pca = pca.fit_transform(X_scaled)  
  
    print("Застосовано PCA")  
    print("Пояснена дисперсія по компонентах:")
```



```

    for i, var in enumerate(pca.explained_variance_ratio_):
        print(f"PC{i+1}: {var:.3f} ({var*100:.1f}%)")
    print("\n")

    return X_pca, pca

# Функція для візуалізації результатів PCA
def plot_pca_results(X_pca, df, pca):
    plt.figure(figsize=(12, 5))

    # Графік розсіювання
    plt.subplot(121)

    colors = {'premium': 'blue', 'budget': 'red', 'midrange': 'green'}

    for category in colors:
        mask = df['category'] == category
        plt.scatter(X_pca[mask, 0], X_pca[mask, 1],
                    c=colors[category], label=category)

    plt.xlabel('Перша головна компонента (PC1)')
    plt.ylabel('Друга головна компонента (PC2)')
    plt.title('Розподіл смартфонів після PCA')
    plt.legend()
    plt.grid(True)

    # Графік важливості компонент
    plt.subplot(122)

    plt.bar(range(1, len(pca.explained_variance_ratio_) + 1),
            pca.explained_variance_ratio_)
    plt.xlabel('Головні компоненти')
    plt.ylabel('Пояснена дисперсія')
    plt.title('Важливість головних компонент')
    plt.grid(True)

    plt.tight_layout()
    plt.show()

```

```

print("Створено візуалізацію результатів PCA\n")

# Функція для аналізу компонент
def analyze_components(pca, features):
    print("Аналіз головних компонент:")
    for i, component in enumerate(pca.components_):
        print(f"\nГоловна компонента {i+1}:")
        for feature, value in zip(features, component):
            print(f"{feature}: {value:.3f}")
    print("\n")

# Функція для проєкції нових даних
def project_new_data(scaler, pca):
    def project_smartphone(price, screen, memory):
        # Нормалізація нових даних
        new_data = np.array([[price, screen, memory]])
        new_data_scaled = scaler.transform(new_data)

        # Проєкція на головні компоненти
        new_data_pca = pca.transform(new_data_scaled)

    return new_data_pca[0]

    return project_smartphone

# Основна функція
def main():
    print("Початок аналізу смартфонів методом головних компонент\n")

    # Виконуємо всі кроки аналізу
    show_initial_data(df)
    X_scaled, features = normalize_data(df)
    X_pca, pca = apply_pca(X_scaled)
    plot_pca_results(X_pca, df, pca)
    analyze_components(pca, features)

    # Створюємо функцію проєкції та тестуємо її

```

```

projector = project_new_data(StandardScaler().fit(df[features]), pca)

print("Тестування проєкції нового смартфона:")
test_phone = (30, 6.5, 256) # Ціна, екран, пам'ять
projection = projector(*test_phone)
print(f"Смартфон з характеристиками:")
print(f"Ціна: {test_phone[0]} тис. грн")
print(f"Екран: {test_phone[1]} дюймів")
print(f"Пам'ять: {test_phone[2]} ГБ")
print(f"Проекція на головні компоненти: PC1={projection[0]:.2f},
PC2={projection[1]:.2f}")

print("\nАналіз завершено")

# Запускаємо програму
if __name__ == "__main__":
    main()

```

Для написання цієї програми використано таке програмне забезпечення Python 3.x. Основні бібліотеки: numpy, pandas, matplotlib, scikit-learn.

3. Візуалізація даних після PCA. Візуалізація даних у вигляді графіка розсіювання після застосування PCA має такі позначення (рис. 2.12):

- синім кольором позначені преміум смартфони;
- червоним кольором позначені бюджетні смартфони;
- зеленим кольором позначені смартфони середнього класу.

На графіку можна побачити, що перша головна компонента (PC1) добре поділяє смартфони за ціновими категоріями:

- високі значення PC1 відповідають преміум сегменту;
- низькі значення PC1 відповідають бюджетному сегменту;
- середні значення PC1 відповідають середньому класу.

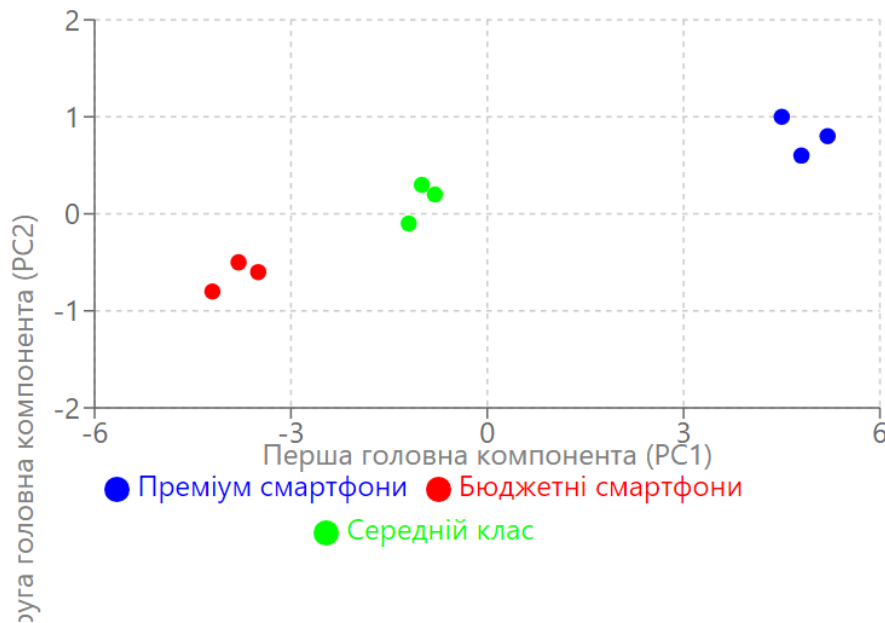


Рис. 2.12. Графік розсіювання після застосування PCA

Друга головна компонента (PC2) відображує варіації в співвідношенні діагоналі екрана та пам'яті: додатні значення PC2, які вказують на більший екран та від'ємні значення PC2, які вказують на менший екран. Така візуалізація допомагає краще зрозуміти структуру даних і зв'язки між характеристиками смартфонів після зменшення розмірності методом PCA.

Переваги PCA:

- ефективне зменшення розмірності даних без значної втрати інформації;
- усунення мультиколінеарності між змінними;
- можливість візуалізації багатовимірних даних.

Недоліки PCA:

- втрата інтерпретованості нових змінних;
- чутливість до масштабу вихідних даних;
- припущення про лінійність зв'язків між змінними.

PCA широко застосовують у різних сферах, включаючи обробку зображень, біоінформатику, фінансовий аналіз і стиснення даних.

t-SNE (*t-distributed Stochastic Neighbor Embedding*) – це метод машинного навчання для візуалізації та зменшення розмірності високовимірних даних, який зберігає локальну структуру даних [16].

Основними аспектами t-SNE є:

- *структура*: t-SNE перетворює схожості між точками даних в імовірності, використовуючи t-розподіл у просторі низької розмірності та нормальний розподіл у просторі високої розмірності. Алгоритм намагається зберегти локальні відносини між точками даних;
- *принцип роботи*: метод обчислює умовні ймовірності між парами точок у вихідному просторі та намагається відтворити їх у просторі меншої розмірності. Використання t-розподілу допомагає уникнути проблеми «скупчення» точок у центрі;
- *оптимізація*: t-SNE мінімізує дивергенцію Кульбака-Лейблера між розподілами ймовірностей у вихідному та цільовому просторах. Для оптимізації використовують градієнтний спуск;
- *параметри*: основними параметрами є перплексія (perplexity), яка визначає баланс між увагою до локальної та глобальної структури даних, і кількість ітерацій для оптимізації;
- *обчислення схожості*: схожість між точками обчислюють за допомогою гаусівського ядра у вихідному просторі та t-розподілу в цільовому просторі.

Приклад. Аналіз погодних умов у різних містах.

Припустимо, що необхідно проаналізувати погодні умови в різних містах на основі їхніх характеристик: середня температура (°C), кількість опадів (мм/р.), швидкість вітру (м/с). Метод t-SNE допоможе нам візуалізувати багатовимірні дані та виявити кластери міст з подібними погодними умовами.

1. Підготовка даних. Подамо дані про погодні умови у вигляді табл. 2.10.

Таблиця 2.10

Місто	Температура, °C	Опади, мм/р.	Відносна вологість, %
Київ	8.5	600	75
Одеса	11.2	450	73
Львів	7.8	745	78
Харків	7.9	520	74
Дубаї	28.5	75	65
Лондон	11.3	583	79
Осло	6.2	763	72
Барселона	16.5	620	72
Каїр	22.1	25	58

2. Написання програми.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.manifold import TSNE
import seaborn as sns

# Створення датафрейму з погодними даними
data = {
    'місто': ['Київ', 'Одеса', 'Львів', 'Харків', 'Дубаї', 'Лондон', 'Осло',
              'Барселона', 'Каїр'],
    'температура': [8.5, 11.2, 7.8, 7.9, 28.5, 11.3, 6.2, 16.5, 22.1],
    'опад': [600, 450, 745, 520, 75, 583, 763, 620, 25],
    'вологість': [75, 73, 78, 74, 65, 79, 72, 72, 58],
    'клімат': ['помірний', 'помірний', 'помірний', 'помірний', 'жаркий',
               'помірний', 'холодний', 'середземноморський', 'жаркий']
}

df = pd.DataFrame(data)
```

```

# Підготовка даних для t-SNE
features = ['температура', 'опад', 'вологість']
X = df[features]

# Стандартизація даних
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Застосування t-SNE
tsne = TSNE(n_components=2, random_state=42, perplexity=3)
X_tsne = tsne.fit_transform(X_scaled)

# Створення датафрейму з результатами t-SNE
df_tsne = pd.DataFrame(X_tsne, columns=['t-SNE1', 't-SNE2'])
df_tsne['місто'] = df['місто']
df_tsne['клімат'] = df['клімат']

# Налаштування кольорової палітри
color_dict = {
    'помірний': '#4169E1',      # синій
    'жаркий': '#DC143C',        # червоний
    'холодний': '#32CD32',      # зелений
    'середземноморський': '#FFD700' # жовтий
}

# Створення візуалізації
plt.figure(figsize=(10, 8))
for climate in df_tsne['клімат'].unique():
    mask = df_tsne['клімат'] == climate
    plt.scatter(
        df_tsne.loc[mask, 't-SNE1'],
        df_tsne.loc[mask, 't-SNE2'],
        c=color_dict[climate],
        label=climate
    )

```

```

# Додавання підписів міст
for idx, row in df_tsne.iterrows():
    plt.annotate(
        row['місто'],
        (row['t-SNE1'], row['t-SNE2']),
        xytext=(5, 5),
        textcoords='offset points'
    )

plt.title('Візуалізація погодних даних методом t-SNE')
plt.xlabel('t-SNE1')
plt.ylabel('t-SNE2')
plt.legend()
plt.grid(True)

# Збереження графіка
plt.savefig('weather_tsne.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
plt.close()

# Виведення інформації про дані
print("\nСтатистика погодних даних:")
print(df[features].describe())

# Збереження даних у CSV
df.to_csv('weather_data.csv', index=False, encoding='utf-8')

```

Для написання цієї програми використано таке програмне забезпечення Python 3.7. Основні бібліотеки: numpy, pandas, matplotlib, scikit-learn.

3. Візуалізація погодних даних методом t-SNE.

На графіку подана візуалізація даних у вигляді розсіювання після застосування t-SNE має такі позначення (рис. 2.13):

- синім кольором позначені міста з помірним кліматом;
- червоним кольором позначені міста зі спекотним кліматом;

- зеленим кольором позначені міста з холодним кліматом;
- жовтим кольором позначені міста з середземноморським кліматом.

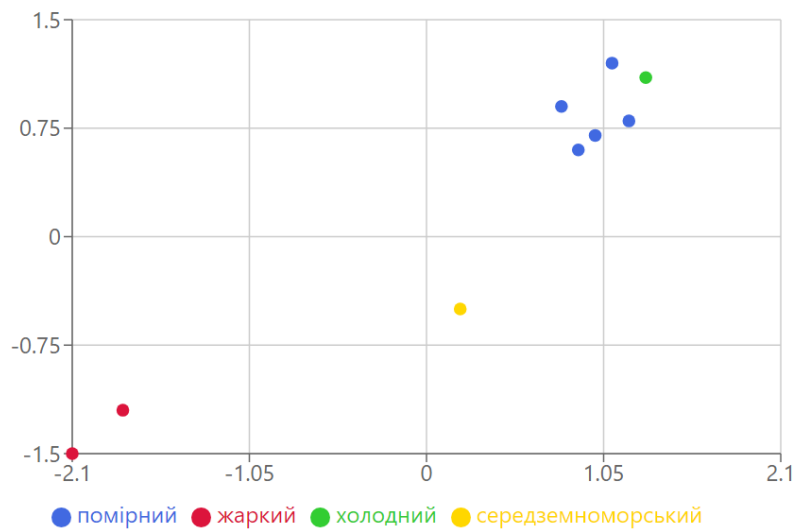


Рис. 2.13. Візуалізація погодних даних методом t-SNE

На графіку можна побачити, що t-SNE алгоритм ефективно згрупував міста за їхніми кліматичними характеристиками:

- міста з помірним кліматом (Київ, Одеса, Львів, Харків, Лондон) формують кластер у правій частині графіка;
- міста зі спекотним кліматом (Дубаї, Каїр) розташовані в лівій нижній частині;
- місто з холодним кліматом (Осло) знаходиться окремо у верхній частині;
- місто з середземноморським кліматом (Барселона) розташоване між кластерами помірною та спекотного клімату.

Така візуалізація допомагає краще зрозуміти подібності та відмінності між містами на основі їхніх погодних характеристик, демонструючи природне групування міст за кліматичними умовами.

Переваги t-SNE:

- відмінне збереження локальної структури даних;

- здатність виявляти кластери різних форм і розмірів;
- ефективна візуалізація високовимірних даних.

Недоліки t-SNE:

- обчислювальна складність для великих наборів даних;
- стохастична природа алгоритму може давати різні результати;
- складність інтерпретації глобальної структури даних.

t-SNE особливо ефективний для візуалізації даних у машинному навчанні, аналізі генетичних даних, обробці зображень та інших сферах, де важливо зберегти локальну структуру даних зі зменшенням розмірності.

Алгоритм Apriori – це класичний алгоритм машинного навчання, який використовують для пошуку асоціативних правил і частих наборів елементів у великих наборах даних [1, 11].

Основними аспектами Apriori є:

- *структура:* алгоритм працює з транзакційними даними, де кожна транзакція містить набір елементів. Apriori ітеративно генерує кандидати частих наборів елементів, починаючи з одноелементних наборів і поступово збільшуючи їхній розмір;

- *принцип роботи* базований на властивості антимонотонності: якщо набір елементів не є частим, то всі його надмножини також не можуть бути частими. Це дає змогу ефективно відсікати неперспективні комбінації;

- *метрики:* основними метриками в Apriori є підтримка (support) - частота появи набору елементів, достовірність (confidence) - імовірність появи наслідку за наявності причини, підйом (lift) - відношення фактичної підтримки правила до очікуваної;

- *генерація правил:* після знаходження частих наборів елементів алгоритм генерує асоціативні правила, які задовольняють мінімальні пороги підтримки та достовірності.

Етапи роботи:

- пошук частих одноелементних наборів;

- генерація кандидатів більшого розміру;
- перевірка підтримки кандидатів;
- формування асоціативних правил.

Приклад. Аналіз покупок у супермаркеті.

Припустимо, що ми аналізуємо дані про покупки клієнтів у супермаркеті, щоб виявити часті комбінації товарів і асоціативні правила між ними.

1. Підготовка даних. Подамо дані про транзакції у вигляді табл. 2.11.

Таблиця 2.11

ID транзакції	Придбані товари
1	хліб, молоко, масло
2	хліб, яйця, молоко, сир
3	молоко, печиво, кава
4	хліб, масло, яйця
5	молоко, печиво, чай
6	хліб, молоко, сир
7	кава, печиво, чай
8	хліб, молоко, яйця, масло
9	молоко, печиво, кава, чай
10	хліб, молоко, масло, сир

2. Написання програми.

Аналіз покупок за допомогою алгоритму Apriori.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from mlxtend.frequent_patterns import apriori
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

```
# Створення даних про транзакції
```

```
transactions = [  
    ['Хліб', 'Молоко', 'Масло'],  
    ['Хліб', 'Яйця', 'Молоко', 'Сир'],  
    ['Молоко', 'Печиво', 'Кава'],  
    ['Хліб', 'Масло', 'Яйця'],  
    ['Молоко', 'Печиво', 'Чай'],  
    ['Хліб', 'Молоко', 'Сир'],  
    ['Кава', 'Печиво', 'Чай'],  
    ['Хліб', 'Молоко', 'Яйця', 'Масло'],  
    ['Молоко', 'Печиво', 'Кава', 'Чай'],  
    ['Хліб', 'Молоко', 'Масло', 'Сир']  
]
```

```
# Створення бінарної матриці
```

```
def create_binary_matrix(transactions):  
    items = list(set([item for transaction in transactions for item in  
transaction]))  
    binary_matrix = pd.DataFrame(0, index=range(len(transactions)),  
columns=items)  
  
    for idx, transaction in enumerate(transactions):  
        binary_matrix.loc[idx, transaction] = 1  
  
    return binary_matrix
```

```
# Створення бінарної матриці
```

```
binary_matrix = create_binary_matrix(transactions)
```

```
# Застосування алгоритму Apriori
```

```
frequent_itemsets = apriori(binary_matrix, min_support=0.2,  
use_colnames=True)
```

```
# Генерація правил асоціації
```

```

rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence",
min_threshold=0.5)

# Візуалізація частих наборів
plt.figure(figsize=(12, 6))
support_values =
frequent_itemsets[frequent_itemsets['itemsets'].apply(lambda x: len(x) ==
2)][['support']] * 100
labels = [' ', '.join(x) for x in
frequent_itemsets[frequent_itemsets['itemsets'].apply(lambda x: len(x) ==
2)][['itemsets']]

colors = ['#4169E1' if x >= 50 else '#32CD32' if x >= 30 else '#DC143C'
for x in support_values]

plt.bar(range(len(support_values)), support_values, color=colors)
plt.xticks(range(len(labels)), labels, rotation=45, ha='right')
plt.ylabel('Підтримка (%)')
plt.title('Часті набори товарів (підтримка ≥ 20%)')
plt.tight_layout()

# Збереження графіка
plt.savefig('apriori_results.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
plt.close()

# Збереження результатів у CSV
frequent_itemsets['itemsets'] = frequent_itemsets['itemsets'].apply(lambda
x: ' ', '.join(list(x)))
frequent_itemsets.to_csv('frequent_itemsets.csv', index=False,
encoding='utf-8')

rules['antecedents'] = rules['antecedents'].apply(lambda x: ' ',
'.join(list(x)))
rules['consequents'] = rules['consequents'].apply(lambda x: ' ',
'.join(list(x)))

```

```
rules.to_csv('association_rules.csv', index=False, encoding='utf-8')
```

```
# Виведення статистики
```

```
print("\nТоп-5 найчастіших наборів товарів:")
```

```
print(frequent_itemsets.sort_values(by='support', ascending=False).head())
```

```
print("\nТоп-5 найсильніших правил асоціації:")
```

```
print(rules.sort_values(by='confidence', ascending=False).head())
```

Для написання цієї програми використано таке програмне забезпечення Python 3.7. Основні бібліотеки: numpy, pandas, matplotlib, seaborn.

3. Візуалізація результатів Apriori. Графік показує результати аналізу Apriori для наборів товарів у супермаркеті (рис. 2.14). На ньому зображено на осі *ох* комбінації товарів, які часто купують разом, на осі *oy* - підтримка (support) у відсотках показує, як часто ця комбінація зустрічається в загальній кількості транзакцій.

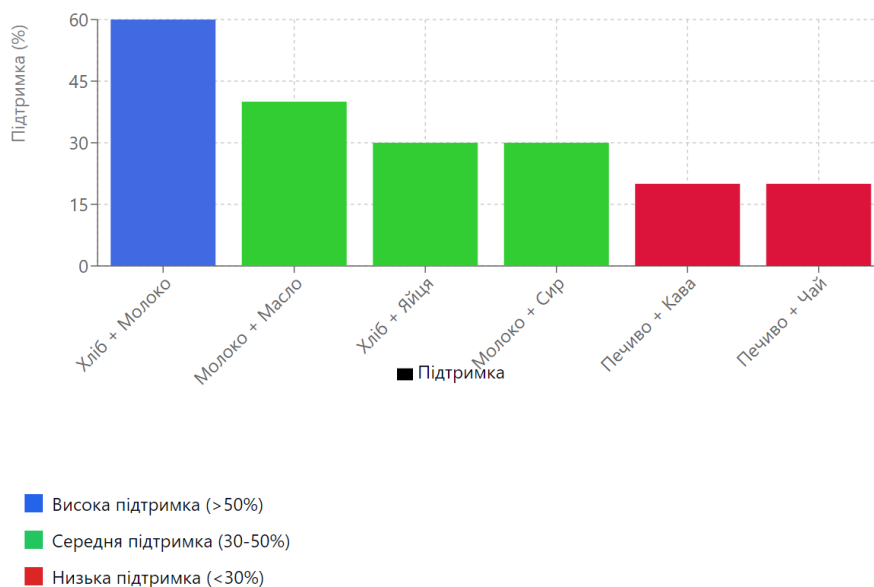


Рис. 2.14. Графік результатів аналізу Apriori для наборів товарів у супермаркеті

Кольорове кодування:

- синій колір – комбінації з високою підтримкою ($> 50 \%$);
- зелений колір – комбінації з середньою підтримкою (30-50 %);
- червоний колір – комбінації з низькою підтримкою ($< 30 \%$).

Найбільш значущі результати:

1. Хліб + молоко: найвища підтримка (60 %).
2. Молоко + масло: середня підтримка (40 %).
3. Хліб + яйця та молоко + сир: середня підтримка (30 %).
4. Печиво + кава та печиво + чай: низька підтримка (20 %).

Ця візуалізація допомагає легко визначити найбільш популярні комбінації товарів і може бути використана для оптимізації розташування товарів у магазині та планування маркетингових акцій і поставок товарів.

Переваги Apriori:

- простота розуміння та реалізації;
- ефективне знаходження всіх значущих асоціацій;
- можливість паралелізації обчислень.

Недоліки Apriori:

- велика кількість проходів базою даних;
- генерація великої кількості кандидатів;
- проблеми з продуктивністю за низьких порогів підтримки.

Алгоритм Apriori широко використовуваний для аналізу ринкового кошика, рекомендаційних систем, медичної діагностики та інших сфер, де важливо виявити приховані зв'язки між елементами даних.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). Суть цього методу полягає в тому, що Агент (алгоритм) взаємодіє з середовищем, отримуючи винагороду за правильні дії та покарання за помилкові. Мета полягає в навченні діяти так, щоб максимізувати сумарну винагороду [8].

Основними компонентами навчання з підкріпленням є (рис. 2.15):

- *Агент* – це система, яка навчається і ухвалює рішення;

- *Середовище* – світ, із яким взаємодіє агент;
- *Стан* – поточна ситуація в середовищі;
- *Дія* – що агент може зробити;
- *Винагорода* – зворотний зв'язок від середовища;
- *Політика* – стратегія, яку використовує агент для вибору дій.

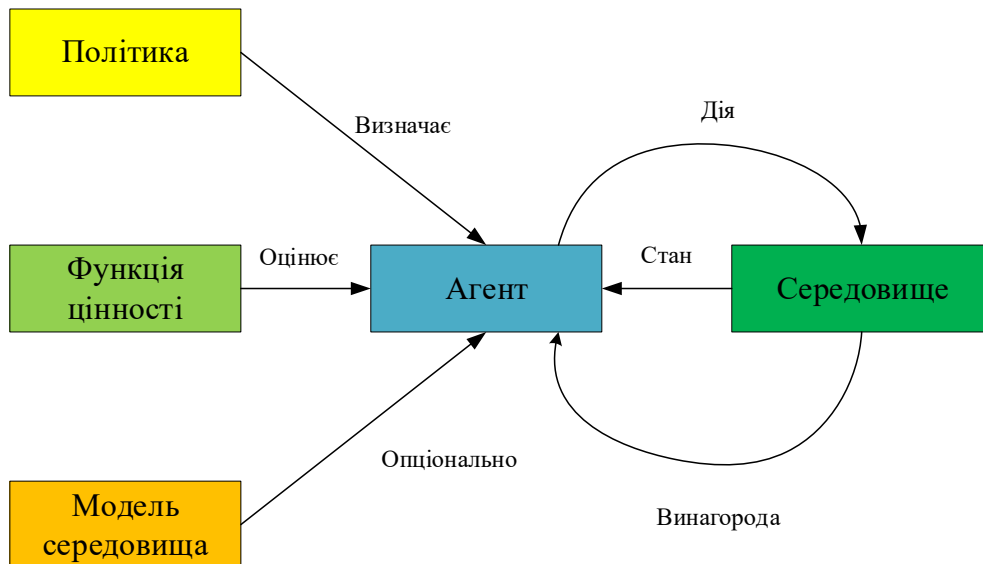


Рис. 2.15. Схема роботи навчання з підкріпленням

У процесі навчання агент спостерігає за поточним станом середовища, на основі стану він вибирає дію. Середовище змінюється відповідно до дії агента, і він отримує винагороду та спостерігає новий стан.

Приклад простого Q-learning агента.

```
import numpy as np

class QLearningAgent:
    def __init__(self, state_size, action_size, learning_rate=0.1,
discount_factor=0.95, epsilon=0.1):
        self.q_table = np.zeros((state_size, action_size))
        self.lr = learning_rate
        self.gamma = discount_factor
        self.epsilon = epsilon
        self.action_size = action_size
```



```

def choose_action(self, state):
    if np.random.random() < self.epsilon:
        # Дослідження: вибір випадкової дії
        return np.random.randint(self.action_size)
    else:
        # Використання: вибір найкращої дії
        return np.argmax(self.q_table[state])

def learn(self, state, action, reward, next_state):
    # Оновлення Q-значення
    old_value = self.q_table[state, action]
    next_max = np.max(self.q_table[next_state])

    # Q-Learning формула
    new_value = (1 - self.lr) * old_value + self.lr * (reward + self.gamma
* next_max)
    self.q_table[state, action] = new_value

# Приклад використання
def simple_environment(state, action):
    # Просте середовище для демонстрації
    if action == state:
        return 1, (state + 1) % 4 # Нагорода 1 і перехід до наступного стану
    return -1, state # Нагорода -1 і залишаємось в тому ж стані

# Створення та навчання агента
agent = QLearningAgent(state_size=4, action_size=4)

# Тренування
for episode in range(1000):
    state = 0
    total_reward = 0

    for step in range(10):
        # Вибір дії
        action = agent.choose_action(state)

```

```

# Взаємодія з середовищем
reward, next_state = simple_environment(state, action)

# Навчання
agent.learn(state, action, reward, next_state)

total_reward += reward
state = next_state

if episode % 100 == 0:
    print(f"Episode {episode}, Total Reward: {total_reward}")

# Виведення фінальної Q-таблиці
print("\nFinal Q-table:")
print(agent.q_table)

```

Серед особливостей цього методу слід відзначити необхідність середовища, із яким взаємодіє агент. Цей метод використовують для розв’язання задач управління, робототехніки, ігор.

Закінчуючи розгляд цієї теми, слід зазначити, що машинне навчання є потужним інструментом для розв’язання різних задач. Розуміння особливостей різних методів дає змогу ефективно використовувати їх для досягнення бажаних результатів.

2.3. Нейромережі. Архітектури нейромереж: одношарові, багатшарові, згорткові та рекурентні мережі

Нейронна мережа — це обчислювальна модель, побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж [3]. Вона складається зі взаємопов’язаних штучних нейронів, організованих у шари, які обробляють інформацію через систему з’єднань (синапсів) із різними ваговими коефіцієнтами [7].

Основними компонентами нейронної мережі є:

1. Вхідний шар, який приймає початкові дані.
2. Приховані шари, де відбувається обробка інформації.
3. Вихідний шар, який видає результат.
4. Синапси (з'єднання між нейронами) із відповідними ваговими коефіцієнтами.
5. Функції активації, які визначають вихідний сигнал нейрона [12].

Нейронна мережа здатна навчатися на прикладах, адаптуючи свої вагові коефіцієнти для покращення точності результатів [2]. Це робить її потужним інструментом для розв'язання різних задач, таких як розпізнавання образів, класифікація, прогнозування та багато інших [9]. Іншими словами, штучні нейронні мережі – це обчислювальні парадигми, які реалізують спрощені моделі біологічних нейронних мереж (БНМ) [3]. Під БНМ будемо розуміти локальні ансамблі нейронів, які об'єднані синаптичними зв'язками. Сукупність таких ансамблів формує мозок із його різними функціональними можливостями [45].

Штучна нейронна мережа має такі основні властивості:

- *здатність до навчання* – мережа може навчатися на основі вхідних даних, корегуючи вагові коефіцієнти для мінімізації помилки між очікуваним і фактичним результатом [8];
- *паралельна обробка інформації* - нейрони в межах одного шару працюють одночасно, що дає змогу швидко обробляти великі обсяги даних [7];
- *розподілене подання інформації* – знання в мережі поділені між багатьма нейронами та їхніми з'єднаннями, а не зберігаються в одному місці [11];
- *узагальнення* – здатність правильно обробляти дані, які не були надані під час навчання, на основі виявлених закономірностей [6];
- *нелінійність* – можливість моделювати складні нелінійні залежності між вхідними та вихідними даними завдяки використанню нелінійних функцій активації [12];

- *адаптивність* – здатність пристосовуватися до змін у вхідних даних і навколишньому середовищі шляхом донавчання [8];
- *стійкість до шуму* – здатність працювати із зашумленими або неповними даними, зберігаючи достатню точність результатів [3];
- *масштабованість* – можливість змінювати розмір і складність мережі залежно від складності завдання [9].

Структури штучних нейронних мереж (рис. 2.16)

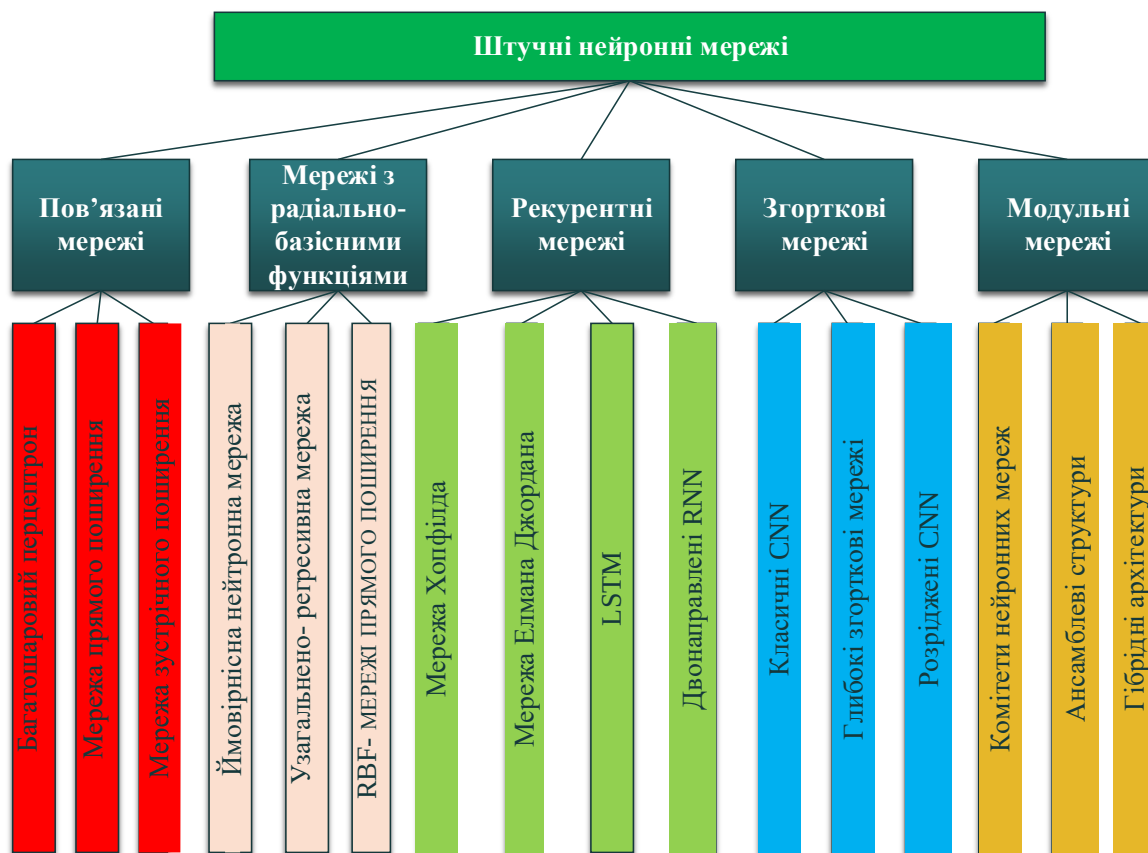


Рис. 2.16. Структура штучних нейронних мереж

Пов'язані мережі являють собою фундаментальний тип нейронних мереж із такою класифікацією [28]:

- *багатошаровий перцептрон* – це класична архітектура, що складається з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів і вихідного шару. Кожен нейрон з'єднаний з усіма нейронами наступного шару [35];

- *мережа прямого поширення* має односпрямований рух інформації від входу до виходу без зворотних зв'язків [7];

- *мережа зустрічного поширення* поєднує прямий і зворотний потоки інформації для покращення навчання [37].

Мережі з радіально-базисними функціями використовують спеціальні активаційні функції [7]:

- *імовірнісна нейронна мережа* спеціалізується на задачах класифікації, використовуючи статистичні методи [11];

- *узагальнено-регресивна мережа* призначена для розв'язання задач регресії та прогнозування [3];

- *RBF-мережі прямого поширення* використовують радіальні базисні функції як функції активації, що дає змогу ефективно апроксимувати складні нелінійні залежності [28].

Рекурентні мережі мають зворотні зв'язки для обробки послідовностей [8]:

- *мережа Хопфілда* – це повнозв'язна мережа, що використовується для асоціативної пам'яті та оптимізації [6];

- *мережа Елмана-Джордана* має контекстні нейрони, що зберігають попередні стани мережі [37];

- *двонаправлені RNN* обробляють послідовності в обох напрямках [12];

- *LSTM (Long Short-Term Memory)* здатна запам'ятовувати довгострокові залежності завдяки спеціальній архітектурі комірок пам'яті [9].

Згорткові мережі спеціалізуються на обробці даних із сітковою структурою [12]:

- *класичні CNN* використовують операції згортки та пулінгу для виділення ознак [9];

- *глибокі згорткові мережі* мають велику кількість шарів для виявлення складних патернів [43];

- *розріджені CNN* використовують спеціальні методи для зменшення обчислювальної складності [7].

Модульні мережі поєднують декілька підмереж [28]:

- *комітети нейронних мереж* об'єднують результати кількох мереж для покращення точності [11];
- *ансамблеві структури* використовують різні архітектури мереж для розв'язання складних задач [4];
- *гібридні архітектури* поєднують нейронні мережі з іншими методами машинного навчання [2].

Концептуальною основою і складовою штучних нейронних мереж (ШНМ) є так званий штучний нейрон, що має визначену внутрішню структуру і правила перетворення сигналів [28].

Основні компоненти штучного нейрона включають (рис. 2.17) входи, синаптичні ваги, функцію активації, суматор і вихід [3].

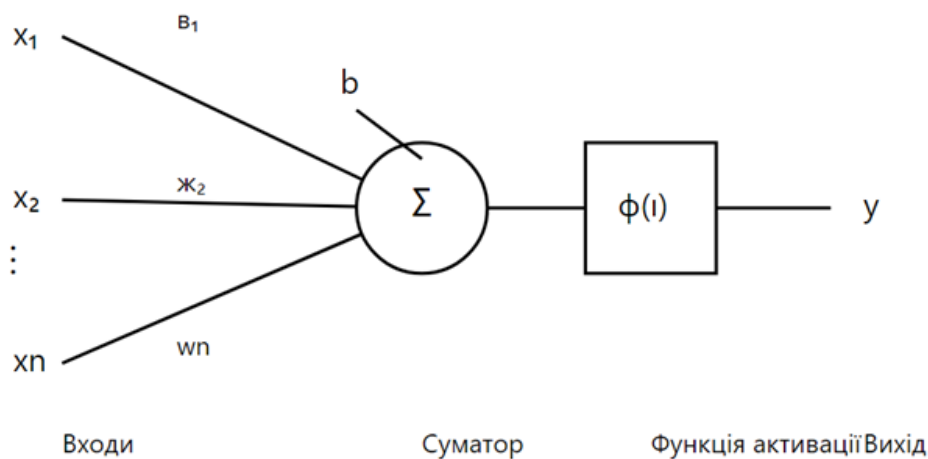


Рис. 2.17. Структура штучного нейрона

Входи ($x_1, x_2, \dots, x_n$) – це сигнали, що надходять від інших нейронів або із зовнішнього середовища. Кожен вхід являє собою числове значення [7].

Синаптичні ваги ($w_1, w_2, \dots, w_n$) – це коефіцієнти, що визначають силу зв'язку між входами та нейроном. Ваги можуть бути додатними (збуджуючими) або від'ємними (гальмуючими) [6].

Суматор (Σ) виконує зважене додавання всіх вхідних сигналів $s = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n + b$, де b – зміщення (bias), яке додає додатковий ступінь свободи для налаштування нейрона [9].

Функція активації $f(s)$ – нелінійне перетворення, яке визначає вихідний сигнал нейрона залежно від зваженої суми входів. Найпоширеніші функції активації включають сигмоїдальну функцію, гіперболічний тангенс, ReLU (Rectified Linear Unit) і Softmax (для вихідного шару в задачах класифікації) [12].

Вихід (y) – результат роботи нейрона, який обчислюють як $y = f(s) = f(x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n + b)$.

Штучний нейрон здатний навчатися шляхом корегування своїх ваг і зміщення відповідно до алгоритму навчання. Це дає йому змогу адаптуватися до розв’язання різних задач, таких як класифікація, регресія, розпізнавання образів тощо. У складі нейронної мережі багато таких нейронів з’єднані між собою, формуючи складну систему обробки інформації, здатну вирішувати комплексні завдання машинного навчання [2, 4, 8].

Математична модель штучного нейрона описує процес перетворення вхідних сигналів у вихідний. Розглянемо її покроково [28].

1. Математичний запис моделі нейрона [3]

$$y = f(\sum(w_ix_i) + b) = f(s), i = 1, n, \quad (2.3)$$

де y – вихідний сигнал нейрона;

x_i – вхідні сигнали ($i = 1, 2, \dots, n$);

w_i – синаптичні ваги;

b – зміщення (bias);

f – функція активації;

s – зважена сума (net input);

n – кількість входів нейрона.

2. Розгорнутий запис зваженої суми [6]

$$s = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b. \quad (2.4)$$

Для компактності запису часто використовують векторну форму

$$s = W^T X + b, \quad (2.5)$$

де $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ - вектор вагових коефіцієнтів;

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ - вектор вхідних сигналів.

3. Найпоширеніші функції активації $f(s)$ (рис. 2.18) [9]:

- порогова функція: $f(s) = 1$, якщо $s \geq 0$, $f(s) = 0$, якщо $s < 0$;
- сигмоїдальна функція $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$;
- гіперболічний тангенс $f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$;
- ReLU (Rectified Linear Unit) $f(s) = \max(0, s)$.

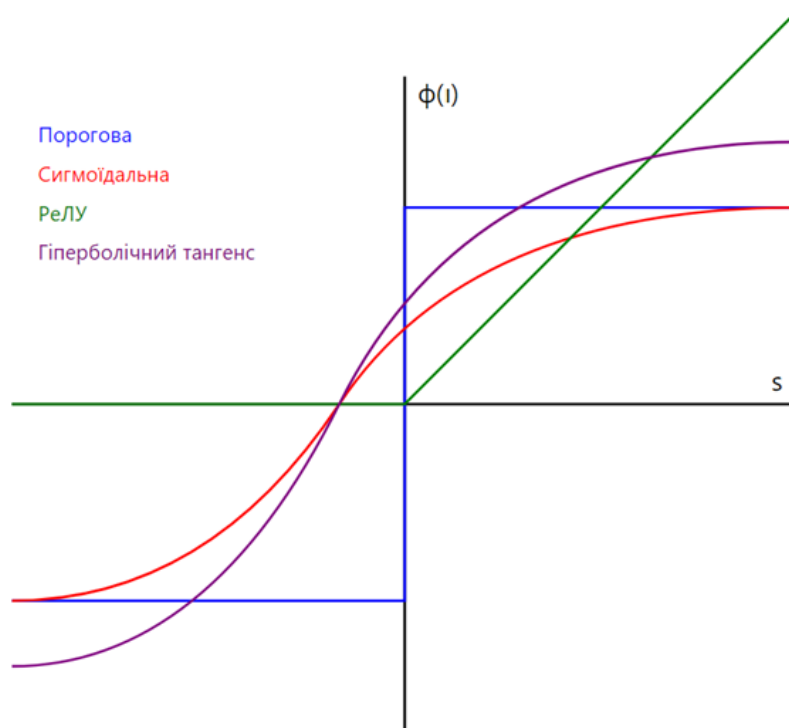


Рис. 2.18. Функції активації нейрона

Математична модель роботи нейрона така [28]:

1. Процес обробки сигналу в нейроні починається з обчислення зваженої суми вхідних сигналів. Кожен вхідний сигнал x_i множать на відповідну вагу w_i , результати додають разом із зміщенням b [6].

2. Отримана зважена сума s проходить через функцію активації f , яка вводить нелінійність у модель. Вибір функції активації залежить від конкретної задачі:

- порогову функцію використовують для простої бінарної класифікації;

- сигмоїдальна функція та гіперболічний тангенс забезпечують плавний перехід між станами;

- ReLU є найпопулярнішою для глибоких нейронних мереж завдяки простоті та ефективності [9].

3. Зміщення b додає додатковий параметр налаштування, щоб зсувати поріг активації нейрона. Його можна розглядати як вагу для додаткового входу, що завжди дорівнює 1 [7].

4. Процес навчання нейрона полягає в підборі оптимальних значень ваг W і зміщення b для мінімізації різниці між бажаним і фактичним виходом нейрона [8].

Така математична модель дає змогу нейрону виконувати базові операції обробки інформації, а з об'єднанням багатьох нейронів у мережу розв'язувати складні задачі розпізнавання, класифікації та прогнозування [4].

Розглянемо основні види функцій активації нейронів, які використовували в штучних нейронних мережах (рис. 2.19) [7].

1. *Порогова функція (Step Function)* [28]:

- математичний запис: $f(x) = 0$, якщо $x < 0$; $f(x) = 1$, якщо $x \geq 0$;

- особливості – бінарний вихід, використовуваний у простих класифікаторах;

- недолік – недиференційована, що ускладнює навчання.

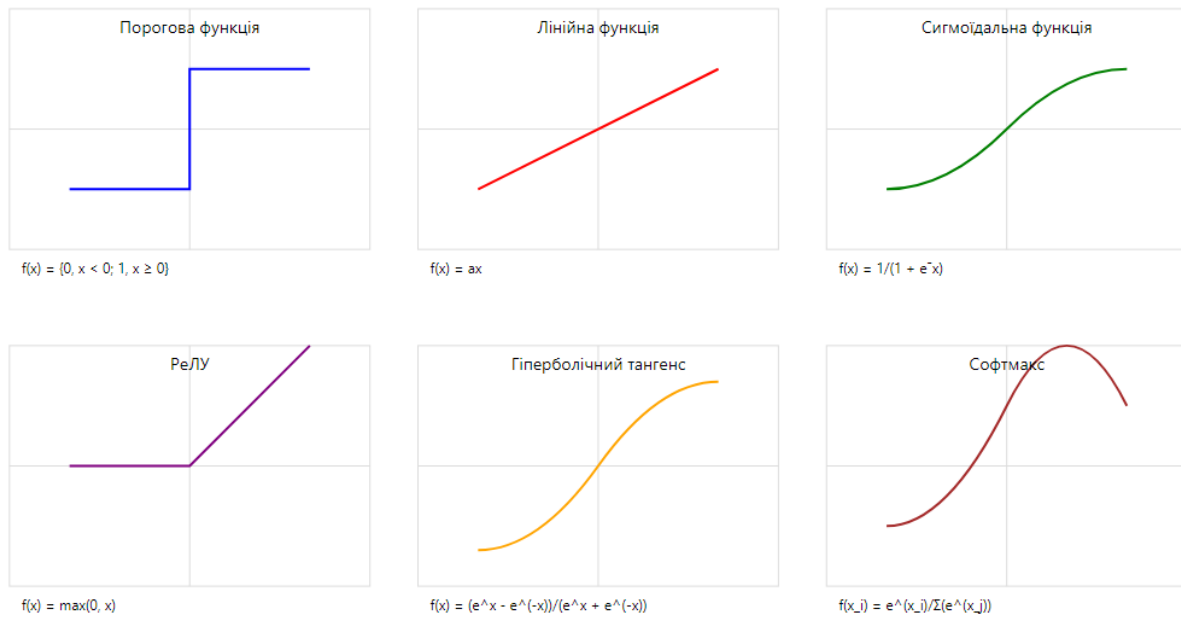


Рис. 2.19. Основні функції активації нейронів

2. Лінійна функція (Linear Function) [3]:

- математичний запис: $f(x) = ax$;
- особливості – пропорційний вихід, простота обчислень;
- недолік: не може розв'язувати нелінійні задачі.

3. Сигмоїдальна функція (Sigmoid Function) [7]:

- математичний запис $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$;
- особливості – нормалізує вихід у діапазоні $[0, 1]$;
- переваги – гладка, диференційована;
- недоліки – проблема затухаючого градієнта на краях.

4. ReLU (Rectified Linear Unit) [9]:

- математичний запис $f(x) = \max(0, x)$;
- особливості – нульовий вихід для від'ємних входів;
- переваги – швидке навчання, розв'язує проблему затухаючого градієнта;
- широко використовують у сучасних нейронних мережах.

5. Гіперболічний тангенс (Hyperbolic Tangent) [6]:

- математичний запис $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$;
- особливості – нормалізує вихід у діапазоні $[-1,1]$;
- переваги – центрована відносно нуля;
- недоліки - також має проблему затухаючого градієнта.

6. *Softmax* [43]:

- математичний запис $f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum(e^{x_j})}$;
- особливості – перетворює вектор у розподіл імовірностей;
- використання – вихідний шар у задачах класифікації;
- переваги – зручна інтерпретація виходів як імовірностей.

Вибір функції активації залежить [12]:

- від типу задачі (класифікація, регресія тощо);
- архітектури мережі;
- вимог щодо швидкості навчання;
- необхідного діапазону вихідних значень;
- проблеми затухаючого градієнта.

У сучасних нейронних мережах найчастіше використовують ReLU і її модифікації через їхню ефективність у навчанні глибоких мереж. Softmax зазвичай використовують у вихідному шарі для задач класифікації [9].

Нейронна мережа являє собою сукупність окремих нейронів, пов'язаних між собою деяким фіксованим способом. При цьому зв'язок нейронів визначений чи заданий структурою (топологією) нейронної мережі. З точки зору топології нейронні мережі можуть бути повнозв'язними, багатошаровими і слабозв'язними [3, 28].

Розглянемо детально кожен з топологій нейронних мереж (рис. 2.20) [7].

Повнозв'язна мережа (Fully Connected Networks) – кожен нейрон з'єднаний з усіма нейронами попереднього та наступного шарів [3], має

максимальну кількість зв'язків, високу обчислювальну складність і велику кількість параметрів для навчання.

Застосовують для класифікації, розпізнавання образів, задачі прогнозування.

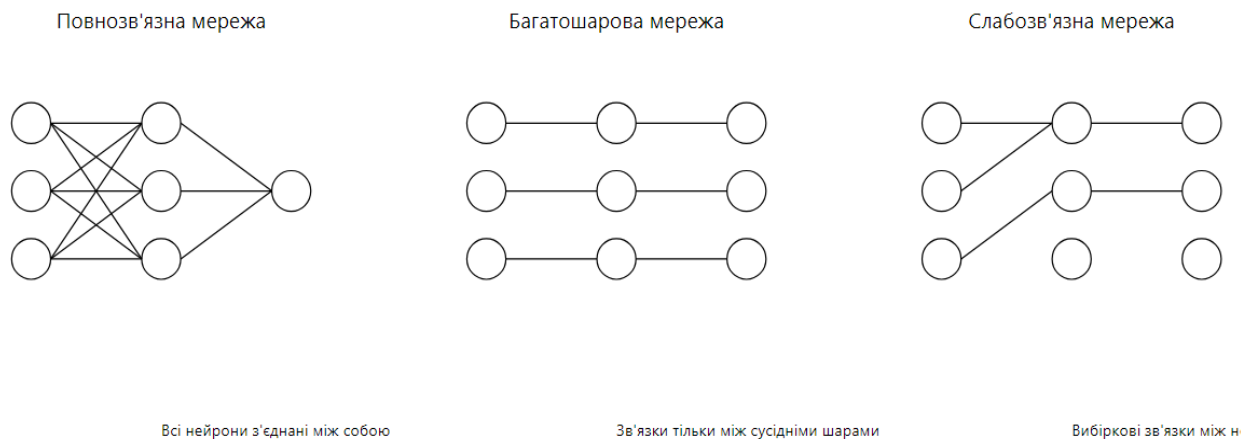


Рис. 2.20. Топології нейронних мереж

Багатшарові мережі (Multilayer Networks) – нейрони організовані в послідовні шари. Зв'язки існують тільки між сусідніми шарами.

Мають меншу кількість зв'язків порівняно з повнозв'язними, кращу масштабованість, ефективніше навчання.

Структурно складаються з вхідного шару, одного або більше прихованих шарів, вихідного шару [35].

Слабозв'язні мережі (Sparsely Connected Networks) – вибіркові зв'язки між нейронами.

Мають мінімальну кількість зв'язків, низьку обчислювальну складність, ефективне використання ресурсів.

Перевагами є швидке навчання, менша схильність до перенавчання, економія пам'яті [28].

Практичні рекомендації до застосування [28]:

- для простих задач найкраще використовувати слабозв'язні або прості багатошарові мережі;
- складних задач найкраще використовувати глибокі багатошарові або повнозв'язні мережі;
- обмежених ресурсів краще слабозв'язні мережі;
- великих наборів даних найкраще використовувати глибокі багатошарові мережі.

Можливі модифікації за рахунок додавання залишкових зв'язків (skip connections), використання згорткових шарів і комбінування різних типів зв'язків в одній мережі.

Вибір конкретної топології залежить від специфіки задачі та доступних ресурсів, при цьому можливе створення гібридних архітектур, що поєднують переваги різних підходів.

Рівні нейронної мережі

Кожен із рівнів нейронної мережі називають її шаром. При цьому шар вхідного рівня називають вхідним шаром, внутрішні шари – прихованими шарами, а останній шар – вихідним шаром. У свою чергу багатошарові нейронні мережі можуть бути таких типів [3, 7]:

- *монотонні* – кожен шар (крім вихідного) додатково розподілений на два блоки: збуджуючий і гальмуючий. Аналогічно розподілені і зв'язки між блоками: збуджуючі і гальмуючі. При цьому як функції активації можуть бути використані тільки монотонні функції [28];
- *нейронні мережі зі зворотними зв'язками* – інформація з наступних шарів може бути передана на нейрони попередніх шарів [37];
- *нейронні мережі без зворотних зв'язків* – інформація з наступних шарів не може бути передана на нейрони попередніх шарів [7].

Процес побудови і використання нейромережевих моделей складається з таких етапів [10]:

1. Вибір типу і структури нейронної мережі для розв'язання поставленої проблеми (синтез структури нейронної мережі) [7].

2. Навчання нейронної мережі (визначення чисельних значень ваг кожного з нейронів) на основі наявної інформації про розв'язання певної задачі експертом чи даних про розв'язання задачі в минулому [8].

3. Перевірка нейронної мережі на основі використання деякого контрольного прикладу (необов'язковий етап) [6].

4. Використання навченої нейронної мережі для розв'язання поставленої проблеми [4].

Процес побудови і використання нейромережевих моделей

Процес побудови та використання нейромережевих моделей складається з таких етапів (рис. 2.21) [10]:

1. *Збір і підготовка даних* включає збір релевантних даних із різних джерел, очищення даних від шумів та аномалій, нормалізацію і стандартизацію даних, розподіл на навчальну, валідаційну і тестову вибірки та підготовку даних у відповідному форматі [11].

2. *Вибір архітектури мережі* включає визначення типу нейронної мережі (CNN, RNN, тощо), вибір кількості шарів і нейронів, визначення функцій активації, налаштування гіперпараметрів і вибір методів регуляризації [12].

3. *Навчання мережі* включає ініціалізацію вагових коефіцієнтів, вибір алгоритму оптимізації, налаштування швидкості навчання, визначення функції втрат і проведення процесу навчання [37].

4. *Валідація* включає оцінювання точності на валідаційній вибірці, застосування крос-валідації, аналіз кривих навчання, виявлення перенавчання та корекцію гіперпараметрів [4].

5. *Тестування* включає оцінювання на незалежному тестовому наборі, аналіз помилок і їхніх причин, оцінювання узагальнюючої здатності, порівняння з базовими моделями та документування результатів [11].

6. Використання включає розгортання моделі в продуктивному середовищі, моніторинг продуктивності, збір зворотного зв'язку, періодичне оновлення моделі, підтримку та обслуговування [9].

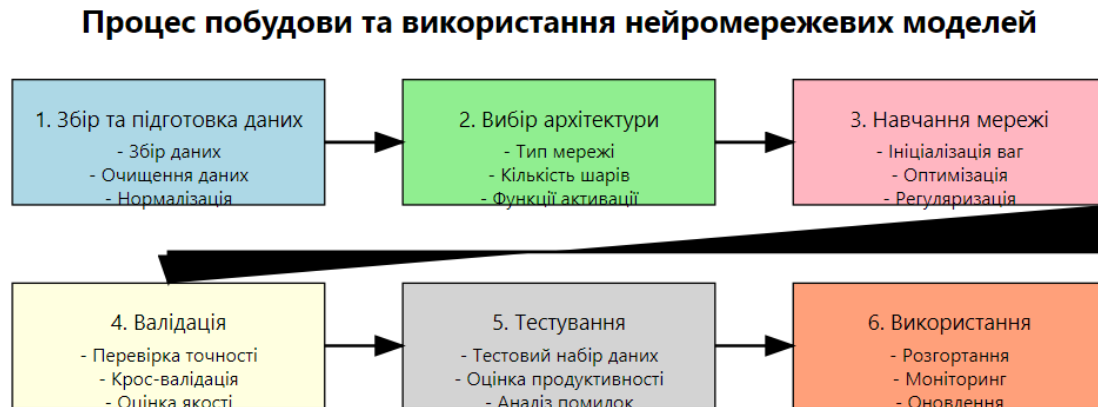


Рис. 2.21. Процес побудови і використання нейромережевих моделей

ШНМ задають у вигляді направлених графів, вершинами яких є нейрони, а ребрами позначені міжнейронні зв'язки. Архітектури сучасних нейронних мереж найчастіше поділяють на три категорії (рис. 2.22) [3, 28]:

- мережі з повним набором міжнейронних зв'язків;
- мережі з фіксованим індексом оточення;
- мережі з пошаровою структурою.

У ШНМ із повним набором міжнейронних зв'язків забезпечена можливість взаємодії кожного нейрона мережі з будь-яким іншим. Структури з повним з'єднанням є узагальненими структурами, оскільки всі інші довільні об'єднання нейронів можна розглядати як підмножини такої структури. Тому ШНМ із повним з'єднанням є універсальним середовищем для реалізації мережевих алгоритмів. Широке використання таких структур обмежує недолік, який полягає в значному зростанні кількості міжнейронних зв'язків зі збільшенням кількості нейронів.

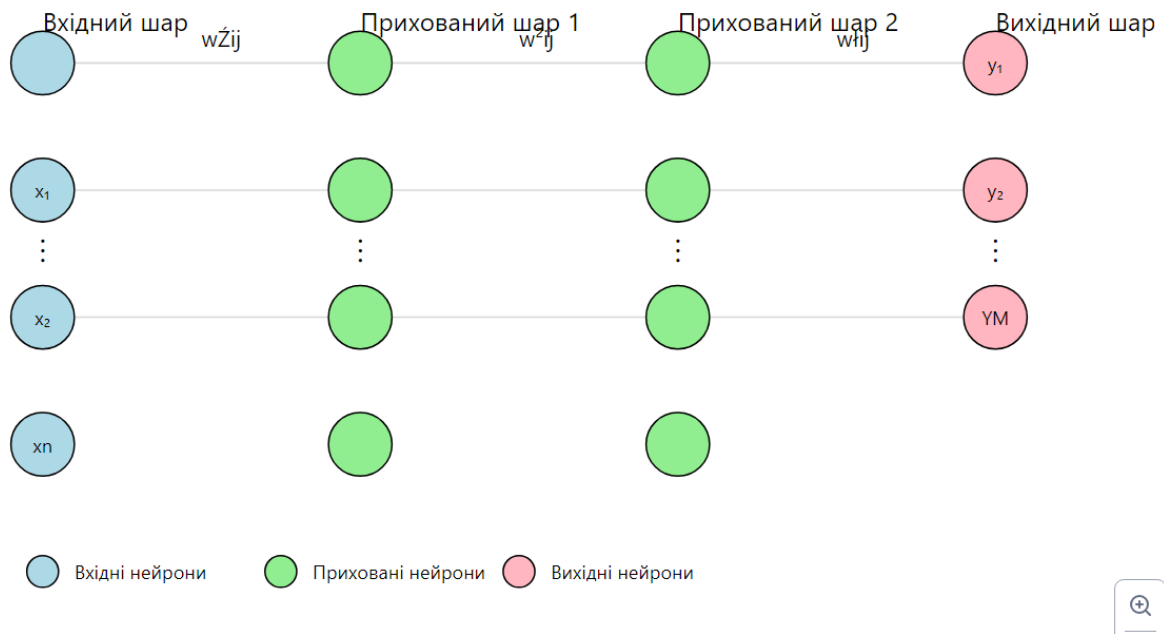


Рис. 2.22. Структурна схема штучної нейронної мережі

Структурна схема штучної нейронної мережі подана у вигляді направленого графа, де вершини відображують нейрони, а ребра – зв'язки між ними. Мережа складається з декількох послідовних шарів, починаючи з вхідного шару, який отримує початкові сигнали ($x_1, x_2, \dots, x_n$). Вхідний шар позначений блакитним кольором і відповідає за приймання та первинну обробку вхідних даних [7, 28].

За вхідним шаром розташовані приховані шари, позначені зеленим кольором, які виконують основну обробку інформації. На цій схемі подано два приховані шари, хоча їхня кількість може варіюватися залежно від складності завдання. Кожен нейрон прихованого шару з'єднаний з усіма нейронами попереднього та наступного шарів за допомогою направлених зв'язків, які мають вагові коефіцієнти w_{ij}^k , де k позначає номер шару, i – номер нейрона в поточному шарі, а j – номер нейрона в попередньому шарі [6, 12].

Завершує структуру вихідний шар, позначений рожевим кольором, який формує кінцеві результати роботи мережі ($y_1, y_2, \dots, y_m$). Кожен нейрон

мережі обробляє вхідні сигнали через обчислення зваженої суми входів і застосування функції активації. Математично це виражено формулою $s = \sum(w_i x_i) + b$, де s – зважена сума входів, w – вагові коефіцієнти, x – вхідні сигнали, b – зміщення. До отриманої суми застосовують функцію активації f , яка формує вихідний сигнал нейрона $y = f(s)$.

Процес обробки інформації в мережі відбувається паралельно в межах кожного шару та послідовно між шарами. Сигнали розповсюджуються від вхідного шару через приховані шари до вихідного, утворюючи прямий прохід. Під час навчання мережі використано зворотне поширення помилки для корегування вагових коефіцієнтів. Така архітектура забезпечує можливість виявлення складних залежностей у даних, адаптацію до нових даних через навчання та розв’язання різноманітних задач класифікації і регресії. Структура мережі може бути масштабована зміною кількості нейронів і шарів відповідно до конкретних вимог завдання [3, 4, 7, 9, 12, 37].

Особливістю такої структури є повнозв'язність між шарами за відсутності зв'язків всередині шарів і зворотних зв'язків, що забезпечує ефективну однонаправлену обробку інформації. Нелінійні перетворення, виконувані функціями активації, дають змогу мережі моделювати складні нелінійні залежності в даних і знаходити приховані закономірності [3, 5, 7].

Нейронні структури з повним з'єднанням можуть бути як одношаровими, так і багатошаровими. В одношаровій структурі з повним з'єднанням усі вхідні сигнали можуть поступати на всі нейрони. Класичною структурою такого типу є перцептрон Розенблатта (рис. 2.23) [6, 35].

Перцептрон Розенблатта являє собою одну з перших моделей штучних нейронних мереж, яка складається з трьох послідовних шарів нейроподібних елементів. Перший шар, що називають сенсорним або S-шаром, складається з сенсорних елементів, які отримують вхідні сигнали із зовнішнього середовища та перетворюють їх у бінарні сигнали. Ці елементи виконують роль рецепторів, перетворюючи вхідні стимули в електричні сигнали, подібно до біологічних сенсорних нейронів [7, 35].

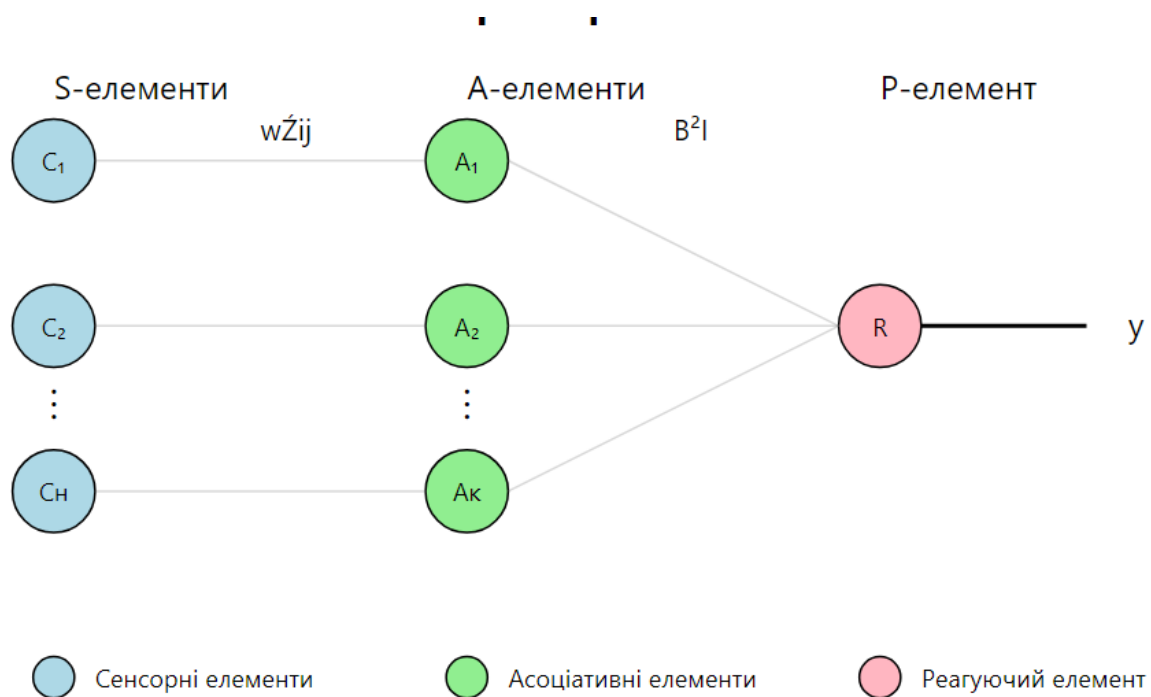


Рис. 2.23. Структурна схема перцептрона Розенблатта

Другий шар перцептрона – асоціативні елементи або А-елементи, які отримують сигнали від S-елементів через модифіковані зв'язки з ваговими коефіцієнтами w^1_{ij} . Асоціативні елементи виконують роль обробників інформації, формуючи певні ознаки та патерни на основі отриманих сигналів. Кожен А-елемент з'єднаний з усіма S-елементами попереднього шару, утворюючи повнозв'язну структуру між першим і другим шарами [6, 35].

Третій шар складається з єдиного реагуючого елемента, або R-елемента, який отримує сигнали від усіх А-елементів через зв'язки з ваговими коефіцієнтами w^2_i . R-елемент виконує роль суматора та порогового елемента, формуючи кінцевий вихідний сигнал перцептрона y . Цей елемент обчислює зважену суму вхідних сигналів і застосовує порогову функцію активації, генеруючи бінарний вихід (0 або 1) [7].

Процес навчання перцептрона Розенблатта відбувається через модифікацію вагових коефіцієнтів зв'язків між шарами на основі різниці між

бажаним і фактичним виходом мережі. Навчання здійснюється за правилом корекції помилки, яке передбачає збільшення ваг для правильних зв'язків і зменшення для помилкових. Особливістю перцептрона є його здатність до навчання розпізнаванню простих образів і класифікації лінійно роздільних множин, що зробило його важливим етапом у розвитку теорії штучних нейронних мереж і машинного навчання в цілому [28, 35, 36].

Багатошарові мережі з повним з'єднанням забезпечують можливість передавання інформації з кожного нейрона попереднього шару на будь-який нейрон наступного. Найчастіше це – багатошарові перцептрони. У випадку прямого міжшарового поширення інформація передається однонаправлено в напрямку зростання номера шару. Пряме поширення в межах одного шару використовують у випадку, коли група нейронів певного шару з'єднана з попереднім шаром опосередковано через виділені нейрони. Двонаправлене поширення допускає також зворотне передавання, щоб створювати алгоритми, за якими враховували б взаємний міжнейронний обмін. Отже, однонаправленість зв'язків призводить до побудови виключно ієрархічних структур, у яких обробка інформації розподілена за рівнями. За кожний рівень ієрархічної обробки інформації відповідає свій шар нейронів. Вихідна інформація більш високого рівня попереднього шару є вхідною для нейронів наступного шару, який забезпечує глибший рівень обробки. Двонаправлені міжшарові зв'язки необхідні для реалізації рекурентних структур, які дають змогу застосувати ітераційні алгоритми. Загальною рисою таких структур є те, що подальше передавання інформації відбувається тільки у випадку завершення ітераційного процесу. Двонаправлені зв'язки в межах одного шару використовують для створення конкуруючих груп нейронів. З активацією сигналом із попереднього шару кожен із нейронів передає сигнал активації нейронам своєї групи та сигнал гальмування всім іншим нейронам. У результаті конкурентоздатною стає та група нейронів, що одержала найбільше збудження [3, 7, 12, 28, 43].

Факторний аналіз

Факторний аналіз – це статистичний метод, використовуваний для виявлення прихованих взаємозв'язків між змінними та зменшення розмірності даних. Основна мета факторного аналізу – це виявлення невеликої кількості прихованих факторів, які пояснюють більшу частину варіації у великому наборі спостережуваних змінних [4, 11].

Основними аспектами факторного аналізу є:

1. Зменшення розмірності дає змогу звести велику кількість змінних до меншої кількості факторів, зберігаючи при цьому найважливішу інформацію [24].
2. Виявлення структури допомагає визначити, які змінні «йдуть разом» як єдина група або які змінні найбільше впливають на досліджуване явище [6].
3. Класифікація та групування дає змогу об'єднувати змінні у групи на основі їхньої кореляції між собою [11].
4. Після виділення факторів можна інтерпретувати їхнє значення та вплив на досліджуване явище [4].

Практичне значення факторного аналізу полягає в тому, що він дає змогу спростити складні набори даних і виявити приховані закономірності, які важко помітити зі звичайним аналізом (рис. 2.24) [11].

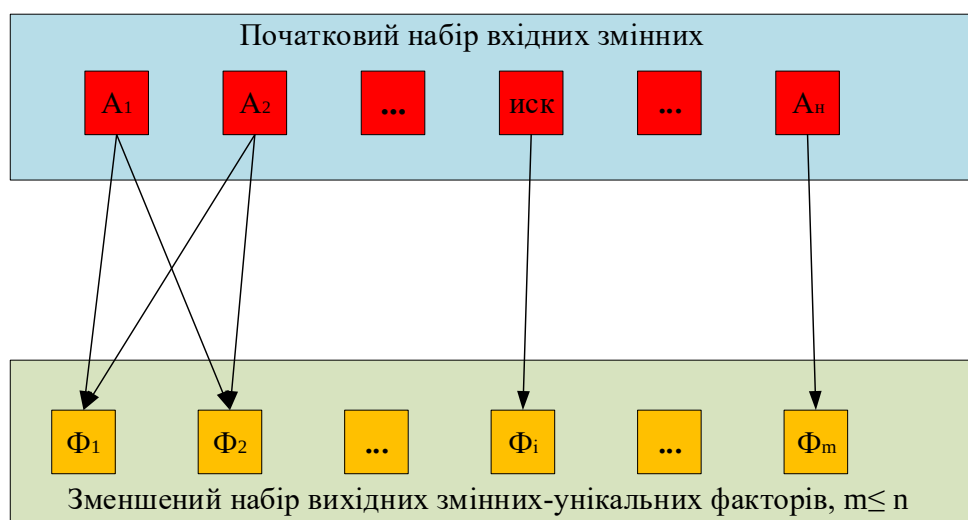


Рис. 2.24. Модель факторного аналізу

Розглянемо структуру поданої схеми. На ній зображено два основні рівні даних: верхній рівень являє собою початкові змінні у форматі $\{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n\}$, тоді як нижній демонструє трансформовані фактори $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_i, \dots, \Phi_m\}$. Зв'язки між цими рівнями позначені направленими стрілками, а математичне співвідношення $m \leq n$ підкреслює, що кількість виділених факторів не перевищує кількість первинних змінних.

Готуючи дані для аналізу, використовують матричну форму запису, де фактори розміщені у стовпцях, а кількісні характеристики атрибутів – у рядках. Важливо забезпечити заповнення всіх комірок числовими значеннями. Зазвичай матриця містить більше рядків, ніж стовпців, а кількість досліджуваних факторів перевищує 10 [4, 11].

Цікавим аспектом факторного аналізу є можливість повороту факторних структур. Цей прийом дає змогу зробити факторні навантаження більш виразними через їх перерозподіл – зменшення одних і посилення інших [11]. Такий підхід допомагає чіткіше виявити ознаки, що формують кожен фактор. Серед приблизно 13 існуючих методів повороту найпопулярнішими є:

- варимакс;
- кватримакс;
- еквімакс (усі три реалізують ортогональний поворот);
- промакс;
- прямий обмін [25].

У практичних дослідженнях найчастіше застосовують метод варимакс, який оптимізує розподіл квадратів навантажень для кожного фактора, підсилюючи великі та зменшуючи малі значення факторних навантажень [11]. Основними методами факторного аналізу є:

- метод головних компонент;
- незважений метод найменших квадратів;
- узагальнений метод найменших квадратів;

- метод максимальної правдоподібності;
- альфа-факторний метод;
- метод розпізнавання образів [6].

2.4. Алгоритми навчання нейромереж

Нейронні мережі та алгоритми їх навчання - це захоплююча тема, яка допоможе нам зрозуміти, як штучний інтелект вчиться розпізнавати образи, ухвалювати рішення та виконувати складні завдання (рис. 2.25) [3, 7, 9].

Уявіть собі маленьку дитину, яка вчиться розрізняти кішок і собак. Спочатку вона може помилятися, але з кожним новим прикладом її розуміння покращується. Саме так працює і навчання нейромереж. Основний принцип такого навчання називають методом зворотного поширення помилки. Це як учитель, який показує учню правильну відповідь, а потім пояснює, де були допущені помилки [37].

Розглянемо найпоширеніший алгоритм – *градієнтний спуск* [17]. Його можна порівняти з людиною, яка спускається з гори в тумані. Вона робить маленькі кроки в тому напрямку, де схил здається найкрутішим, поступово наближаючись до підніжжя. Давайте більш детально розглянемо захоплюючий світ градієнтного спуску – одного з найважливіших алгоритмів у машинному навчанні [2, 9]. Уявіть, що ви опинилися на вершині гори із зав'язаними очима, а ваша мета - спуститися в долину. Саме так «почувається» алгоритм на початку роботи. У нашого «сліпого альпініста» є чарівний помічник, який може підказати, наскільки крутий схил під його ногами в будь-якому напрямку. Це і є градієнт – математичний інструмент, який показує напрямок найбільш крутого спуску. Як досвідчений турист робить менші кроки на крутому схилі і більші на пологіму, так і алгоритм автоматично регулює розмір свого «кроку» - *це називають швидкістю навчання* [21, 23, 25].

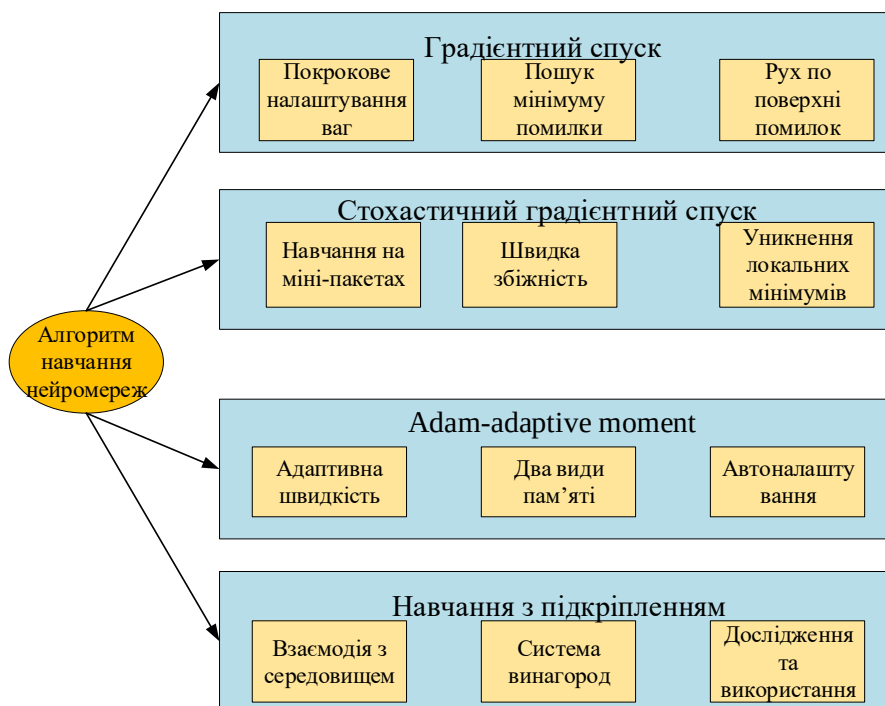


Рис. 2.25. Алгоритми навчання нейромереж

Цікаво, що під час спуску наш алгоритм може зустріти «западини» – локальні мінімуми [17]. Це наче потрапити в неглибоку долину, коли справжня найнижча точка знаходиться далі. Щоб уникнути застрягання в таких місцях, використовують різні хитрощі. Наприклад, додають «інерцію» – ніби котитися з гори на лижах, коли набрана швидкість допомагає проскочити дрібні перешкоди [4, 11].

Процес навчання відбувається покроково: алгоритм постійно «мацає» поверхню, визначає напрямок спуску і робить крок. На кожному кроці він перераховує всі свої параметри – ніби постійно корегує своє положення на схилі. З кожним кроком помилка зменшується, і алгоритм наближається до оптимального рішення [24, 29].

Особливо цікавим є момент вибору розміру кроку. Завеликий крок може призвести до «перестрибування» потрібної точки – ніби спуститися з гори велетенськими стрибками і постійно пролітати повз долину. Замалий крок зробить спуск дуже повільним – ніби спускатися з гори черепащачим

кроком. Мистецтво налаштування цього параметра часто визначає успіх усього навчання [6, 11].

Коли справа доходить до реальних задач, наша «гора» перетворюється на багатовимірний простір, де замість звичайного спуску відбувається рух у десятках, сотнях або навіть тисячах вимірів одночасно. Це як намагатися спуститися з гори, яка існує в сотні паралельних всесвітів, і треба координувати свій рух у всіх них одночасно [6].

На практиці градієнтний спуск часто використовують разом з іншими методами. Це схоже на досвідченого альпініста, який, крім базової техніки спуску, використовує додаткове спорядження та різні прийоми залежно від умов. Наприклад, додавання випадкового шуму під час спуску може допомогти «перестрибнути» локальні мінімуми – ніби легке підстрибування під час спуску, щоб не застрягти в дрібних западинах.

Успіх градієнтного спуску значною мірою залежить від початкової точки. Це як вибрати правильне місце для початку спуску з гори - іноді краще почати трохи нижче вершини або з іншого схилу. Тому часто алгоритм запускають кілька разів із різних випадкових початкових позицій, щоб знайти найкраще рішення [17, 24].

Незважаючи на свою простоту, градієнтний спуск залишається одним із найпотужніших інструментів у машинному навчанні. Його ефективність і надійність перевірені часом, а постійні вдосконалення роблять його ще більш потужним інструментом для навчання нейронних мереж [14, 17].

Цікавим варіантом є *стохастичний градієнтний спуск* [23]. Він схожий на звичайний, але замість того, щоб аналізувати всі дані одразу, бере невеликі випадкові порції. Уявіть собі, що стохастичний градієнтний спуск – це як розумний мандрівник, який вирішив підкорити складну гору, але робить це особливим способом. Замість того, щоб аналізувати всю карту місцевості одразу, він дивиться лише на маленькі її частини і ухвалює рішення на основі цих фрагментів [14, 16].

Головна особливість цього підходу в тому, що наш мандрівник бере випадкові зразки даних. Такий підхід, на перший погляд, здається хаотичним, але в цьому і криється геніальність методу. Це схоже на те, як ви вивчаєте нове місто: замість того, щоб намагатися запам'ятати всі вулиці одразу, ви щодня досліджуєте різні райони, поступово складаючи повну картину [11, 15].

У чому ж переваги такого «випадкового» підходу? По-перше, це швидкість. Замість того, щоб обробляти гігантський масив даних за один раз (уявіть, що ви намагаєтеся проаналізувати карту цілого континенту), алгоритм працює з маленькими порціями (як розглядати окремі квартали). Це значно пришвидшує процес навчання і економить комп'ютерні ресурси [21, 22].

Цікаво, що така «випадковість» часто допомагає уникнути застрягання в локальних мінімумах [17]. Невеликі коливання в напрямку руху можуть допомогти знайти кращий шлях до мети.

Важливим аспектом є розмір «мініпакетів» – тих самих випадкових зразків даних. Завеликий розмір зменшує переваги стохастичності, замалий може зробити навчання нестабільним [14]. Це схоже на вибір між тим, оглядати місто цілими районами чи досліджувати кожну вулицю окремо.

Алгоритм постійно оновлює свої параметри після кожного мініпакета [15]. Такі часті оновлення роблять процес навчання більш гнучким і адаптивним до особливостей даних.

У реальних задачах стохастичний градієнтний спуск часто використовує «затухаючу» швидкість навчання. На початку кроки можуть бути більшими, що дає змогу швидко просуватися в потрібному напрямку, але з часом вони стають меншими для точнішого налаштування.

Особливо ефективним цей метод є для роботи з великими наборами даних онлайн-навчання [69]. Уявіть, що ви навчаєте систему розпізнавати спам в електронній пошті: замість того, щоб чекати накопичення мільйона

листів, ви можете починати навчання з перших доступних прикладів і поступово покращувати результат.

Незважаючи на свою «випадковість», стохастичний градієнтний спуск часто показує відмінні результати і став стандартним інструментом у глибокому навчанні [12, 16]. Його здатність ефективно працювати з великими наборами даних і знаходити хороші рішення зробила його одним із найпопулярніших алгоритмів оптимізації в машинному навчанні.

Цей метод продовжує розвиватися, з'являються нові модифікації та покращення, які роблять його ще ефективнішим [27] .

Алгоритм Adam (Adaptive Moment Estimation)

Уявіть собі Adam як надзвичайно розумного альпініста, який не просто спускається з гори, а робить це з особливою стратегією, ураховуючи свій попередній досвід і постійно адаптуючись до умов [22]. Це персональний тренер, який пам'ятає всі ваші успіхи та невдачі і використовує цю інформацію для покращення результатів.

Головна особливість Adam полягає в тому, що він поєднує найкращі якості різних підходів. Алгоритм зберігає два види «пам'яті»: одна відповідає за напрямок руху (перший момент), інша – за швидкість цього руху (другий момент) [22, 27].

Перший момент можна порівняти з інерцією – скажімо катання на велосипеді, коли ви пам'ятаєте, у якому напрямку рухалися останнім часом. Це допомагає згладжувати різкі повороти та робити рух більш плавним. Другий момент – це пам'ять про складність попередніх ділянок шляху, що допомагає краще пристосовуватися до нових викликів [21, 22].

Цікаво, що Adam автоматично налаштовує розмір кроків для кожного параметра окремо [16]. Алгоритм «розуміє», де потрібно рухатися обережніше, а де можна зробити більший крок.

Особливістю Adam є його здатність боротися з проблемою «зникаючих градієнтів». Це можна порівняти зі спеціальним обладнанням,

яке допомагає рухатися навіть у дуже складних умовах, коли звичайні методи можуть «застрягти». Завдяки нормалізації моментів алгоритм залишається ефективним навіть для роботи з дуже глибокими нейронними мережами [9, 12].

Adam також використовує корекцію зміщення для своїх моментів [22]. Ця особливість важлива на початкових етапах навчання, коли дані про попередній рух ще обмежені.

У практичному застосуванні Adam часто демонструє відмінні результати без необхідності складного налаштування параметрів [21]. Достатньо задати кілька базових параметрів, і алгоритм сам знайде оптимальний шлях до мети.

Особливо ефективним Adam виявляється в задачах із нерівномірним розподілом градієнтів. Алгоритм автоматично адаптується до кожної ділянки, вибираючи найбільш прийнятну стратегію руху.

Незважаючи на свою складність «під капотом», Adam залишається одним із найпопулярніших алгоритмів оптимізації завдяки своїй надійності та ефективності [9, 27]. Сьогодні Adam продовжує вдосконалюватися, з'являються його нові модифікації, які розв'язують специфічні проблеми та покращують результати в конкретних задачах. Це демонструє, що навіть найкращі алгоритми можуть ставати ще кращими завдяки постійним дослідженням та інноваціям [16, 27].

Особливу увагу необхідно приділити **методу навчання з підкріпленням** [8, 39].

Метод навчання з підкріпленням можна уявити як навчання через досвід – майже так само, як маленька дитина вчиться ходити. Це захоплююча подорож спроб і помилок, де кожен крок може принести або винагороду, або цінний урок [8].

Уявіть собі робота, який опинився в лабіринті. Він не знає карти, не має інструкцій – лише здатність рухатися та «відчувати», чи правильні

рішення він ухвалює. Це і є сутністю навчання з підкріпленням: агент (наш робот) взаємодіє з середовищем (лабіринтом), отримуючи зворотний зв'язок за кожну дію [8, 39].

Основним елементом цього методу є система винагород [39]. Із часом робот починає розуміти, які дії призводять до кращих результатів. Особливо цікавим є баланс між дослідженням і використанням набутого досвіду. Це як дилема між відвідуванням улюбленого ресторану чи спробою нового закладу. Агент постійно вирішує: використовувати перевірену стратегію, яка приносить стабільну винагороду, чи ризикнути і спробувати щось нове, що потенційно може принести кращий результат [8].

Важливу роль відіграє концепція довгострокової винагороди. Агент вчиться не просто отримувати миттєву вигоду, а думати на кілька кроків вперед. Алгоритм використовує спеціальний коефіцієнт знецінення майбутніх винагород, ураховуючи, що ближчі винагороди важливіші за віддалені [39].

У процесі навчання агент формує «політику» – стратегію дій у різних ситуаціях. Із кожною спробою, кожним успіхом чи невдачею ця політика вдосконалюється, стає більш ефективною [8].

Особливістю методу є його здатність працювати в умовах невизначеності. Агент не потребує повної інформації про середовище – він вчиться через взаємодію. Практичне застосування цього методу надзвичайно широке: від навчання роботів ходити до створення програм, що перемагають чемпіонів у складних іграх [42].

Сучасні реалізації часто використовують глибокі нейронні мережі для покращення ефективності навчання. Головною перевагою методу є його природність – він імітує той спосіб, якому навчаються живі істоти. Це робить його особливо ефективним у задачах, де традиційні методи навчання з учителем не працюють через складність або неможливість підготувати навчальні приклади [39, 43].

Генетичні алгоритми в навчанні нейромереж імітують процес природного відбору [28]. Уявіть змагання, де найкращі варіанти мережі «виживають» і передають свої характеристики наступним поколінням, поступово покращуючи результати.

Сучасні підходи включають також **трансферне навчання** [16]. Це схоже на те, як людина, яка вміє грати на піаніно, швидше освоїть гру на синтезаторі. Нейромережа, навчена на одному завданні, може використовувати отримані знання для вирішення схожих завдань.

Важливо розуміти, що вибір алгоритму навчання залежить від конкретного завдання. Іноді простіший метод може працювати краще, ніж складний. Сьогодні дослідники продовжують розробляти нові методи навчання, роблячи нейромережі ще розумнішими та ефективнішими.

2.5. Використання великих даних у навчанні нейромереж

У сучасному світі великі дані стали справжнім золотом для навчання нейронних мереж [69, 70]. Це як дати дитині не один підручник, а цілу бібліотеку знань. Чим більше даних отримує нейромережа, тим краще вона може знаходити приховані закономірності та робити точніші прогнози [15, 16].

Уявіть собі, як ви вчитеся розпізнавати гриби в лісі. Якщо ви побачите лише кілька грибів, ваші знання будуть обмеженими. Але якщо ви роками ходите в ліс і бачите тисячі різних грибів у різних умовах, ваша експертиза стає набагато глибшою. Так само працюють і нейромережі з великими даними – чим більше прикладів вони «бачать», тим краще «розуміють» предмет навчання [70].

Сучасні нейромережі працюють із величезними обсягами даних. Наприклад, для навчання розпізнавання мови використовують мільйони годин аудіозаписів, а для розуміння тексту – мільярди вебсторінок. Проте

великі дані створюють і свої виклики. Сучасні системи використовують розподілені обчислення, коли завдання поділено між багатьма комп'ютерами. Кожен обробляє свою частину даних, а потім результати об'єднують [70, 97].

Важливим аспектом є якість даних. Недостатньо просто мати багато інформації – вона має бути різноманітною та якісною. Тому велику увагу приділяють очищенню та підготовці даних перед навчанням. Цікавим є і те, як великі дані допомагають нейромережам уникати «перенавчання». Коли даних мало, нейромережа може просто «запам'ятати» усі приклади, як здобувач, який замість розуміння предмета просто завчив відповіді на екзаменаційні запитання. Великі дані змушують мережу знаходити справжні закономірності, а не просто запам'ятовувати конкретні випадки [11, 70].

Сучасні методи обробки великих даних включають також техніки аугментації – створення додаткових навчальних прикладів через модифікацію існуючих. З появою хмарних технологій доступ до великих даних став простішим. Це дало змогу навіть невеликим компаніям і дослідникам працювати з великими наборами даних для навчання своїх моделей [16, 67].

Особливо вражаючим є використання великих даних у мультимодальному навчанні, коли нейромережа працює одночасно з різними типами інформації – текстом, зображеннями, звуком. Майбутнє використання великих даних у навчанні нейромереж виглядає ще більш захоплюючим. Із розвитком технологій збору та обробки даних, появою нових джерел інформації можливості нейромереж будуть тільки зростати [27, 69, 70]. Слід зазначити, що робота з великими даними потребує особливої уваги до етичних питань і захисту приватності. Тому разом із розвитком технологій обробки великих даних розвиваються і методи їх безпечного та етичного використання [60, 77, 86, 100].

Алгоритм використання великих даних у навчанні нейромереж працює так (рис. 2.26):

- *збір і підготовка даних*. Процес починається зі збору великих масивів даних із різних джерел. Ці дані ретельно очищають від шумів і помилок, структурують для зручної обробки [69, 70]. На етапі аугментації створюють додаткові навчальні приклади через модифікацію існуючих даних, що збільшує різноманітність навчальної вибірки [16];

- *обробка та зберігання*. Великі дані потребують спеціальних підходів для зберігання та обробки. Використовують розподілене зберігання даних на багатьох серверах, що забезпечує швидкий паралельний доступ [67, 70]. Застосовують методи оптимізації доступу до даних, щоб зменшити затримки для навчання [69];

- *навчання нейромережі*. Навчання відбувається розподілено на багатьох обчислювальних вузлах. Параметри мережі постійно оптимізують для досягнення кращих результатів [97, 101]. Процес валідації допомагає переконатися, що мережа дійсно навчається знаходити корисні закономірності [17];

- *оцінювання та вдосконалення*. Навчена модель проходить всебічне тестування на нових даних. Результати аналізують для виявлення можливих проблем і напрямів покращення. На основі цього аналізу коректують модель і процес навчання [17, 70];

- *зворотний зв'язок*. Важливим елементом є постійний зворотний зв'язок між етапами. Результати оцінювання впливають на подальший збір і підготовку даних, що робить процес навчання ітеративним і постійно вдосконалюваним [16, 69].

Цей алгоритм демонструє циклічну природу процесу навчання нейромереж на великих даних, де кожен етап тісно пов'язаний з іншими, а результати постійно використовують для покращення всієї системи [70, 83].

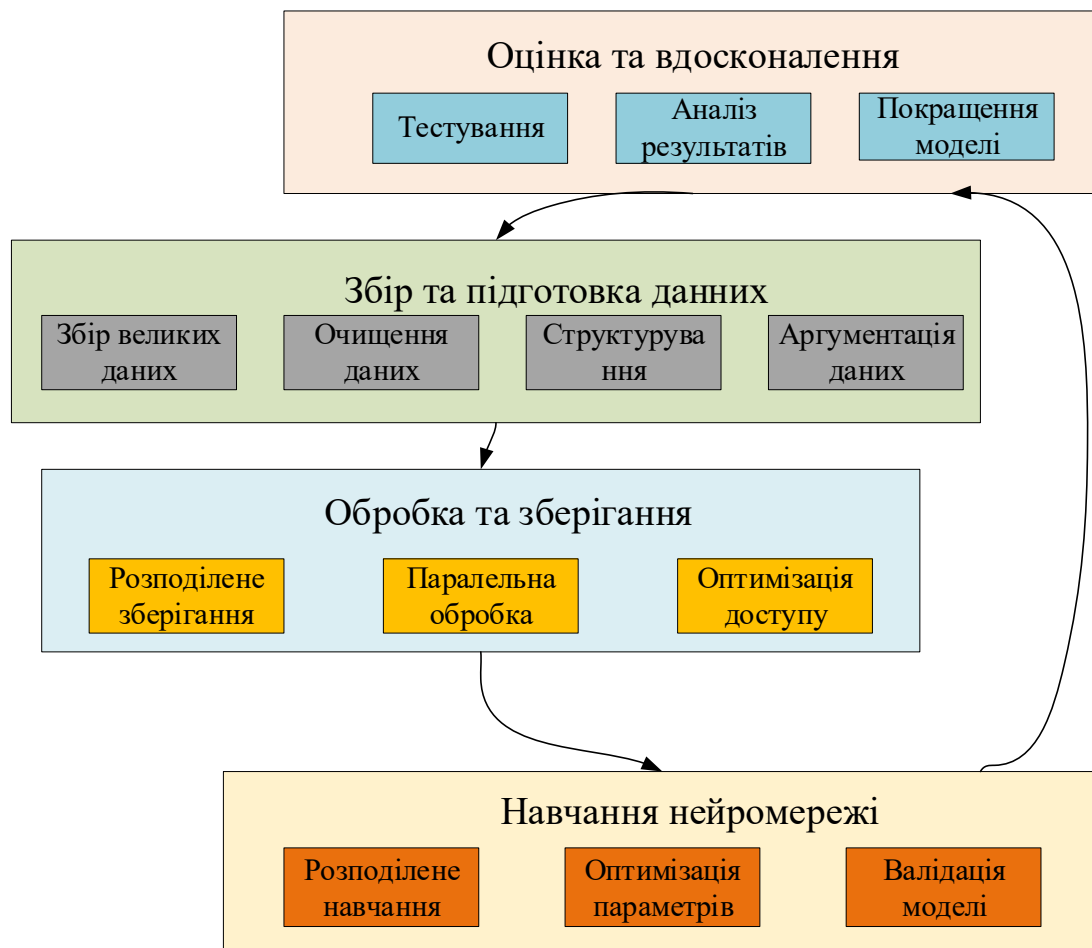


Рис. 2.26. Алгоритм використання великих даних у навчанні нейромереж

Контрольні запитання

1. Розкрийте основні поняття штучного інтелекту і його класифікацію. Наведіть приклади різних типів систем ШІ та їх застосування.
2. Опишіть основні методи машинного навчання, їхні особливості та сферу застосування. Які відмінності між контрольованим, неконтрольованим і навчанням із підкріпленням?
3. Поясніть принцип роботи нейромереж і їхні основні архітектури, включаючи одношарові, багатошарові, згорткові та рекурентні мережі. Переваги та недоліки кожної архітектури.

4. Детально опишіть алгоритми навчання нейромереж. Які основні етапи включає процес навчання нейронної мережі, які оптимізатори використовують?

5. Яка роль великих даних у навчанні нейромереж? Поясніть, як великі дані впливають на продуктивність і точність моделей ШІ.

6. Наведіть приклади застосування різних методів машинного навчання у задачах, пов'язаних із залізничним транспортом.

7. Особливості використання згорткових і рекурентних нейромереж для аналізу часових рядів та обробки зображень у контексті залізничних систем.

Практичні завдання

1. **Класифікація ШІ-систем для залізниці.** Виберіть дві конкретні задачі на залізничному транспорті (наприклад прогнозування затримок поїздів, діагностика стану колії, автоматизація диспетчеризації) і класифікуйте їх за застосуванням різних типів систем штучного інтелекту (наприклад експертні системи, системи машинного навчання, роботизовані системи). Обґрунтуйте свій вибір.

2. **Моделювання нейронної мережі (концептуально).** Виберіть просту задачу на залізничному транспорті, яку можна було б розв'язати за допомогою нейронної мережі (наприклад визначення наявності дефекту на рейці за фотографією). Опишіть концептуальну архітектуру нейронної мережі для цієї задачі, включаючи тип мережі (наприклад згорткова, якщо це доречно), кількість шарів, вхідні та вихідні дані. Поясніть, як би відбувався процес навчання цієї мережі.

3. **Аналіз даних для навчання нейромереж.** Уявіть, що ви збираєте дані для навчання нейронної мережі, яка буде прогнозувати пасажиропотік

на певній залізничній станції. Які типи даних (наприклад статистичні дані про пасажирів, розклад руху поїздів, погодні умови, свята) ви б збирали? Які потенційні проблеми з великими даними (наприклад пропуски, шуми, нерівномірний розподіл) можуть виникнути, і як би ви їх розв'язували?

4. Вибір методу машинного навчання. Для задачі автоматичного виявлення об'єктів на залізничних станціях (наприклад розпізнавання рухомого складу, людей на коліях) запропонуйте найбільш прийнятний метод машинного навчання з тих, що розглянуті в розділі. Обґрунтуйте свій вибір, ураховуючи особливості задачі, доступні дані та необхідну точність.

РОЗДІЛ 3. ЗАВДАННЯ, ПРОБЛЕМИ ТА ШЛЯХИ ЇХ РОЗВ'ЯЗАННЯ З ВПРОВАДЖЕННЯМ ШІ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

3.1. Основні завдання та напрями використання ШІ у залізничному транспорті

У сучасному світі залізничний транспорт переживає справжню технологічну революцію, і в авангарді цих змін стоїть штучний інтелект [1, 48]. Ця передова технологія трансформує галузь, яка здавалася консервативною протягом багатьох десятиліть, відкриваючи нові горизонти для підвищення ефективності, безпеки та комфорту пасажирів [8, 65].

Штучний інтелект у системах залізничної автоматики та керування рухом поїздів

Залізнична автоматика – це складний комплекс систем, який забезпечує безпечний та ефективний рух поїздів. Впровадження штучного інтелекту в цю сферу призвело до революційних змін у способах керування та контролю за рухом поїздів, перетворюючи традиційні системи сигналізації та блокування на інтелектуальні комплекси, здатні ухвалювати складні рішення в реальному часі [62, 75].

Одним із найбільш вражаючих прикладів є система ETCS (European Train Control System) нового покоління, яка використовує алгоритми машинного навчання для адаптивного керування рухом [47, 56]. У Нідерландах така система дала змогу збільшити пропускну здатність завантажених ділянок на 20 % без будівництва додаткових колій. ШІ аналізує дані про розташування всіх поїздів у реальному часі та динамічно корегує швидкісні режими, забезпечуючи оптимальні інтервали між составами.

Особливу увагу варто приділити інтелектуальним системам централізації стрілок і сигналів (МПЦ) [66]. Сучасні МПЦ, оснащені модулями штучного інтелекту, здатні не просто виконувати команди

диспетчера, але й аналізувати поточну ситуацію, пропонувати оптимальні маршрути і запобігати потенційно небезпечним ситуаціям. Наприклад, на великому залізничному вузлі в Мюнхені така система щодня обробляє понад 1000 поїздів, автоматично вирішуючи конфліктні ситуації та оптимізуючи використання колійного розвитку [63].

Революційним проривом стало впровадження систем автоматичного інтервального регулювання руху поїздів на базі радіоканалу (СІРДП-Е). Ці системи використовують складні нейронні мережі для розрахунку безпечної дистанції між поїздами в режимі реального часу [7, 9]. На високошвидкісній магістралі Пекін-Шанхай така система дає змогу безпечно пропускати поїзди з інтервалом лише 3 хв, при цьому ШІ постійно аналізує десятки параметрів: від швидкості та ваги составів до погодних умов і стану колії [52, 65].

Особливо цікавим є досвід Іспанії, де на високошвидкісній лінії Мадрид-Барселона впроваджено інтелектуальну систему керування стрілками та сигналами [47]. Система використовує нейронні мережі для прогнозування потенційних конфліктних ситуацій і автоматично перебудовує маршрути поїздів, мінімізуючи затримки [12, 75]. За перший рік роботи системи кількість конфліктних ситуацій зменшилася на 45 %.

У Сінгапурі метрополітен використовує ШІ для керування системою електропостачання [1]. Інтелектуальні алгоритми аналізують навантаження на тягові підстанції та оптимізують розподіл енергії між поїздами, що дає змогу економити до 10 % електроенергії та зменшувати пікові навантаження [65, 72].

Вражаючий приклад впровадження ШІ демонструє датська залізниця, де створено «цифрового диспетчера» - систему, яка самостійно ухвалює до 80 % рішень щодо керування рухом поїздів [63]. Система аналізує величезний масив даних, включаючи погодні умови, стан інфраструктури, завантаженість станцій, і ухвалює оптимальні рішення щодо пропускання

поїздів [69, 70]. Із виникненням нестандартних ситуацій система пропонує диспетчеру кілька варіантів рішень з оцінюванням їхніх наслідків [82, 93].

На окрему увагу заслуговують інтелектуальні системи автоблокування (АБ) [62]. На відміну від традиційних систем, які просто контролюють зайнятість блок-ділянок, сучасні системи АБ з елементами ШІ здатні прогнозувати оптимальні режими ведення поїздів і адаптувати довжину блок-ділянок залежно від ситуації. На швидкісній магістралі Париж-Ліон така адаптивна система дала змогу збільшити пропускну здатність лінії на 25 % без зниження рівня безпеки [51].

Надзвичайно цікавим є досвід впровадження інтелектуальних систем переїзної сигналізації [66]. У Швеції тестують систему, де ШІ аналізує дані з камер відеоспостереження та датчиків руху для виявлення потенційно небезпечних ситуацій на переїздах [59, 61]. Система може автоматично продовжувати час закриття переїзду, якщо виявляє повільний транспортний засіб або пішохода, що не встигає перетнути колії. За перші шість місяців роботи система запобігла 47 потенційно небезпечним ситуаціям.

Індія впровадила унікальну систему автоматичного виявлення несправностей колії на базі ШІ. Спеціальні діагностичні поїзди, оснащені лазерними сканерами та камерами, збирають дані про стан рейок, шпал і контактної мережі. Штучний інтелект аналізує ці дані, створює тривимірну модель колії, виявляючи навіть найменші відхилення від норми. Система здатна передбачати потенційні несправності за кілька тижнів до їх виникнення, що дало змогу скоротити кількість аварійних ситуацій на 35 % [71, 76].

Револьюційним кроком стало впровадження систем автоматичної локомотивної сигналізації нового покоління (АЛС-ЕН) [62]. Ці системи використовують складні алгоритми машинного навчання для аналізу сигналів від колійних датчиків і розрахунку оптимальної швидкості руху [2, 75]. Особливо вражає здатність системи адаптуватися до різних умов

експлуатації: вона може автоматично змінювати параметри гальмування залежно від профілю колії, погодних умов і навіть типу вантажу в составі [65, 73].

У Японії на лініях Сінкансен впроваджено унікальну систему інтелектуального управління тягою [49]. ШІ аналізує дані про енергоспоживання кожного поїзда та оптимізує режими ведення з урахуванням графіка руху та завантаженості енергосистеми [75]. Система навіть ураховує такі фактори, як напрямок і сила вітру, температура повітря та навантаження на вісь, що дає змогу досягти максимальної енергоефективності без втрати швидкості [52, 57].

Розвиток технологій штучного інтелекту поступово наближає нас до ери повністю автономних поїздів [48, 75]. Уже сьогодні в багатьох містах світу працюють безпілотні метро, а на магістральних лініях випробовують автономні вантажні поїзди [58].

На швейцарській залізниці впроваджено інноваційну систему динамічного управління пасажиропотоками на великих вокзалах. ШІ аналізує дані з камер спостереження та Wi-Fi-сенсорів, прогнозує скупчення людей і автоматично регулює роботу ескалаторів, турнікетів та інформаційних табло для оптимального розподілу пасажирів [53, 61].

У Південній Кореї тестують систему «розумних» платформ, де ШІ керує платформними дверима та системами кондиціонування залежно від завантаженості поїздів і кількості пасажирів [1]. Система навіть може змінювати яскравість освітлення і гучність оголошень відповідно до часу доби та ситуації на платформі [65].

Безпека руху: коли кожна секунда має значення

Уявіть собі ситуацію: пізній вечір, залізнична колія десь у передмісті. Раптом на рейках з'являється перешкода. Ще кілька років тому це могло б призвести до серйозної аварії, але сьогодні системи штучного інтелекту здатні виявити загрозу за частки секунди [53, 91]. Сучасні потяги оснащені

складними системами комп'ютерного зору, які постійно сканують колію попереду, аналізуючи потенційні ризики та перешкоди [61].

Цікавий факт: передові системи ШІ здатні розпізнавати об'єкти на коліях навіть у складних погодних умовах з точністю до 99,9 %, що значно перевищує можливості людського ока [49, 61]. Наприклад, у Японії такі системи щорічно запобігають близько 1200 потенційним інцидентам, пов'язаним із появою сторонніх предметів на коліях [49, 108].

Оптимізація розкладу: математична симфонія руху

Складання розкладу руху поїздів - це надзвичайно складне завдання, для вирішення якого раніше потрібна була багатогодинна робота досвідчених фахівців. Сьогодні штучний інтелект здатний аналізувати мільйони варіантів за лічені хвилини, ураховуючи безліч факторів: від завантаженості станцій до погодних умов і сезонних коливань пасажиропотоку [16, 63, 70].

На залізницях Німеччини впровадження ШІ для оптимізації розкладу дало змогу зменшити затримки поїздів на 15 % і заощадити близько 25 млн євро щорічно. Система враховує дані про пасажиропотік у реальному часі, прогноз погоди, технічний стан рухомого складу та навіть масові заходи в містах по маршруту прямування [63, 73].

Предиктивне технічне обслуговування: попередження краще, ніж лікування

Традиційний підхід для технічного обслуговування залізничного транспорту базований на планово-попереджувальних ремонтах за графіком. Проте штучний інтелект дав змогу перейти до більш ефективної моделі предиктивного обслуговування. Сотні датчиків на кожному локомотиві та вагоні постійно передають дані про стан усіх критичних систем. ШІ аналізує ці дані та може передбачити потенційні несправності за кілька днів або навіть тижнів до їх виникнення [61, 69, 71, 74].

Наприклад, на французьких швидкісних поїздах TGV системи ІІІ аналізують понад 100 000 параметрів під час кожної поїздки [51]. Це сприяло скороченню незапланованих ремонтів на 30 % і зменшенню витрат на технічне обслуговування на 20 %. Особливо вражає здатність системи прогнозувати знос колісних пар із точністю до міліметра, що дає змогу планувати їх заміну в найбільш оптимальний момент [71, 76].

Енергоефективність: зелене майбутнє залізниць

Сучасні залізниці прагнуть стати більш екологічними, і штучний інтелект відіграє головну роль у досягненні цієї мети. Інтелектуальні системи керування тягою оптимізують витрати енергії, ураховуючи профіль колії, вагу состава, погодні умови та навіть стиль водіння машиніста [75].

У Швейцарії впровадження систем ІІІ для оптимізації енергоспоживання дало змогу заощадити до 15 % електроенергії без жодного впливу на розклад руху. Система аналізує топографію маршруту і розраховує найбільш енергоефективний режим ведення поїзда, підказуючи машиністу оптимальні моменти для прискорення та гальмування [57, 3].

Покращення пасажирського сервісу: персоналізація подорожі

Штучний інтелект значно покращує якість обслуговування пасажирів. Інтелектуальні системи здатні прогнозувати пасажиропотік і адаптувати склад поїздів відповідно до попиту. Чат-боти і віртуальні помічники допомагають пасажирам планувати подорожі, надаючи персоналізовані рекомендації та оперативно відповідаючи на запитання [57, 65, 87].

Цікавий приклад: на китайських високошвидкісних залізницях ІІІ аналізує дані з камер спостереження та Wi-Fi-сенсорів для оптимізації роботи систем кондиціонування та освітлення залежно від кількості пасажирів у кожному вагоні [52]. Система навіть може передбачити, які вагони будуть найбільш заповненими на конкретних станціях, що сприяє ефективнішому розподілу пасажиропотіку [57, 70].

Безпека та кібербезпека: захист на всіх рівнях

Із розвитком цифрових технологій зростає важливість захисту залізничної інфраструктури від кіберзагроз. Системи штучного інтелекту постійно моніторять мережеву активність, виявляючи потенційні атаки та аномалії. Вони здатні аналізувати мільйони подій за секунду, миттєво реагуючи на підозрілу активність [96, 117].

На залізницях Великої Британії впроваджено систему кібербезпеки на базі ШІ, яка щодня обробляє понад 30 млн подій безпеки. Система вже запобігла кільком серйозним кібератакам, які могли б порушити роботу сигналізації та управління рухом [55, 96].

Майбутнє залізниць: від автоматизації до повної автономності

Розвиток технологій штучного інтелекту поступово наближає нас до ери повністю автономних поїздів. Уже сьогодні в багатьох містах світу працюють безпілотні метро, а на магістральних лініях випробовують автономні вантажні поїзди [58].

Особливо вражаючим є проєкт австралійської компанії «Rio Tinto», яка запустила повністю автономні вантажні поїзди для перевезення залізної руди [58]. Ці состави долають відстань у 1500 км без машиніста на борту, а штучний інтелект контролює всі аспекти руху і забезпечує максимальну безпеку та ефективність [65, 75].

Пріоритетні завдання впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті

Аналізуючи світові тенденції розвитку залізничного транспорту і потреби галузі, можна виділити основні напрями, де впровадження штучного інтелекту є найбільш актуальним і перспективним у найближчі роки [1, 54].

Першочерговим завданням є створення єдиної інтелектуальної системи управління залізничною мережею. Така система має об'єднати всі

існуючі підсистеми - від керування рухом до технічного обслуговування - у єдиний «цифровий організм» [67, 105]. Наприклад, німецька залізниця «Deutsche Bahn» уже розпочала амбітний проєкт Digital Rail Germany, який передбачає повну цифровізацію та інтелектуалізацію мережі до 2035 року [50, 90].

Наступним важливим завданням є розроблення систем предиктивної аналітики нового покоління. Такі системи мають не просто передбачати можливі несправності, а й автоматично оптимізувати режими експлуатації обладнання для максимального продовження його ресурсу. Цікавий приклад демонструє фінська залізниця, де ІІІ аналізує дані про стан контактної мережі та автоматично корегує натяг проводів залежно від температури та навантаження.

На особливу увагу заслуговує завдання створення інтелектуальних систем забезпечення безпеки руху. Майбутні системи мають не тільки реагувати на небезпечні ситуації, але й активно їм запобігати. Прикладом такого підходу є експериментальна система, що тестують на швидкісних лініях Іспанії, яка використовує технології комп'ютерного зору і термографії для виявлення потенційних загроз на колії за кілька кілометрів до наближення поїзда [53, 61, 69, 71, 91, 108].

Важливим пріоритетом є розроблення систем автоматичного ведення поїздів з урахуванням енергоефективності [75]. ІІІ має оптимізувати режими ведення не тільки для економії енергії, але і зменшення зносу обладнання та колії. На залізницях Швейцарії вже тестують систему, яка враховує понад 100 параметрів для розрахунку оптимального режиму ведення поїзда, включаючи навіть прогноз вітрового навантаження на конкретних ділянках маршруту [57, 73].

Не менш важливим є завдання створення «розумних» систем обслуговування пасажирів нового покоління. Такі системи мають забезпечувати персоналізований підхід до кожного пасажирів, прогнозувати

його потреби та автоматично адаптувати сервіс. Наприклад, японська залізнична компанія «JR East» розробляє систему, яка аналізує дані про переміщення пасажирів та автоматично корегує розклад і склад поїздів відповідно до виявлених патернів пасажиропотоку [49, 70].

Перспективним напрямом є впровадження технологій цифрових двійників для залізничної інфраструктури. Такі системи дають змогу моделювати різні сценарії експлуатації та оптимізувати роботу всього комплексу. Цікавий досвід має норвезька залізниця, де цифровий двійник високогірної ділянки допомагає передбачати вплив складних погодних умов на інфраструктуру [59, 65, 67, 74].

Окремим завданням є розвиток систем кібербезпеки на базі ШІ [55, 97]. З огляду на зростаючу цифровізацію залізниць, захист від кіберзагроз стає критично важливим. Потрібні системи, здатні не тільки виявляти атаки, але й передбачати потенційні вразливості. Французька залізниця «SNCF» вже використовує ШІ для аналізу мережевого трафіка та виявлення аномалій, що можуть свідчити про спроби несанкціонованого доступу [51, 55, 85, 97, 117].

Слід зазначити, що всі ці завдання взаємопов'язані та потребують комплексного підходу для їх вирішення. Успішне впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті потребує не тільки технологічних інновацій, але й підготовки відповідних фахівців, розроблення нових стандартів і нормативної бази [77, 89, 118].

Висновки та перспективи

Впровадження штучного інтелекту в залізничному транспорті - це не просто технологічна модернізація, а справжня революція, яка змінює саме розуміння залізничних перевезень. ШІ робить залізниці безпечнішими, ефективнішими та більш екологічними, відкриваючи нові можливості для розвитку галузі [48, 54, 65, 78].

У найближчі роки ми станемо свідками ще більш вражаючих інновацій. Розвиток технологій квантових обчислень і нейронних мереж нового покоління дасть змогу створити ще більш досконалі системи управління та оптимізації. Можливо, вже скоро поїздка залізницею стане не просто переміщенням з точки А в точку Б, а по-справжньому персоналізованим та комфортним досвідом, де кожен аспект подорожі буде адаптований під індивідуальні потреби пасажирів [1, 9, 12, 48, 57, 87].

Штучний інтелект у залізничному транспорті - це яскравий приклад того, як передові технології можуть трансформувати традиційні галузі, роблячи їх більш ефективними, безпечними та орієнтованими на користувача. І це лише початок захоплюючої подорожі в майбутнє залізничного транспорту [48, 65, 78, 89, 115].

3.2. Технічні та організаційні проблеми впровадження нейромереж

Сучасний залізничний транспорт стоїть на порозі революційних змін, пов'язаних із впровадженням штучного інтелекту і нейронних мереж [1]. Ці технології допоможуть підвищити ефективність, безпеку та комфорт залізничних перевезень, але їх впровадження супроводжено низкою складних технічних та організаційних викликів. Розглянемо основні проблеми, із якими стикаються залізничні компанії з впровадженням нейромереж, і можливі шляхи їх вирішення [47].

Історія впровадження нейромереж і штучного інтелекту на залізничному транспорті - це захоплююча розповідь про те, як технологічні інновації поступово трансформували одну з найстаріших транспортних галузей [46]. Цей шлях, що розпочався з простих автоматизованих систем, привів нас до сучасних інтелектуальних рішень, які здатні самостійно керувати потягами та передбачати можливі несправності [48].

Перші кроки (1960-1980 роки)

Початок використання комп'ютерних технологій на залізниці припадає на 1960-ті роки. Саме тоді з'явилися перші автоматизовані системи управління рухом поїздів [45]. Цікавий фактом є те, що перша у світі комп'ютеризована система управління залізничним рухом була встановлена в Японії в 1964 році до відкриття високошвидкісної лінії Токайдо-Сінкансен [49]. Система «COMTRAC» («Computer-aided Traffic Control System») використовувала перфокарти для зберігання розкладу руху і могла автоматично регулювати швидкість поїздів [62].

У 1970-х роках розпочали перші експерименти з використанням примітивних форм штучного інтелекту для оптимізації залізничних перевезень. Британські залізниці розробили систему «TOPS» («Total Operations Processing System»), яка використовувала прості алгоритми для відстеження місцезнаходження вантажних вагонів і планування їхніх маршрутів. Ця система стала прообразом сучасних систем управління залізничним транспортом [63, 64].

Ера експериментів (1980-2000 роки)

У 1980-ті роки з'явилися перші експертні системи на залізниці. Французька компанія «SNCF» розробила систему «ERIC», яка допомагала диспетчерам ухвалювати рішення в нестандартних ситуаціях [51]. Система містила базу знань із тисяч правил і прецедентів, накопичених за десятиліття експлуатації залізниць [72].

Особливо цікавим був експеримент німецької «Deutsche Bahn» у 1989 році. Компанія створила першу нейромережу для прогнозування пасажиропотоку. Незважаючи на обмежені обчислювальні можливості тогочасних комп'ютерів, система демонструвала точність прогнозів близько 75 %, що було вражаючим результатом для того часу [73].

У 1990-х роках почалося активне впровадження нейромереж для вирішення конкретних завдань на залізниці. Японська залізнична компанія

«JR East» розробила систему для автоматичного розпізнавання сигналів світлофорів, яка використовувала прості згорткові нейронні мережі. Хоча система працювала лише в ідеальних погодних умовах, вона стала важливим кроком у розвитку систем автоматичного ведення поїздів [49, 75].

Сучасний етап (2000-2015 роки)

Початок XXI століття ознаменувала поява потужних комп'ютерних систем, які дали змогу реалізувати більш складні нейромережеві алгоритми [7]. У 2003 році іспанська залізнична компанія «RENFE» впровадила першу повноцінну систему предиктивного обслуговування на основі нейромереж [69]. Система аналізувала дані з сотень датчиків на високошвидкісних поїздах і могла передбачати можливі несправності за кілька днів до їх виникнення [70].

Значним проривом стало розроблення китайською компанією «CRRC» у 2008 році системи автоматичного ведення поїздів, яка повністю базована на нейромережах [52]. Система не лише керувала швидкістю поїзда, але й оптимізувала енергоспоживання, ураховуючи профіль колії, погодні умови та вагу состава. За перший рік експлуатації система дала змогу знизити енергоспоживання на 12 % [65, 75].

Революція глибокого навчання (2015 - наш час)

Справжня революція у використанні штучного інтелекту на залізниці почалася з появою технологій глибокого навчання [12]. У 2016 році швейцарські залізниці «SBB» впровадили систему глибокого навчання для інспекції залізничних колій [52]. Система аналізує відео з камер, установлених на поїздах, та автоматично виявляє дефекти рейок із точністю 99,5 % [61].

У 2020 році німецька «Deutsche Bahn» запустила проєкт «Цифрова залізниця», у рамках якого нейромережі використовують для керування всіма аспектами залізничних перевезень – від планування розкладу до обслуговування інфраструктури [50]. Особливістю проєкту є використання

технологій федеративного навчання, які дають змогу нейромережам навчатися на розподілених даних без їх централізованого зберігання [67].

Сучасні досягнення та майбутні перспективи

Сьогодні штучний інтелект і нейромережі стали невід'ємною складовою залізничного транспорту [1]. Їх використовують для вирішення широкого спектра завдань: від оптимізації розкладу руху до забезпечення перевезень [75]. Наприклад, система машинного зору, розроблена компанією Siemens для метрополітену Копенгагена, здатна виявляти об'єкти на коліях і автоматично зупиняти поїзд у разі небезпеки [61].

Особливо цікавим є досвід японської залізничної компанії «JR Central», яка використовує нейромережі для прогнозування землетрусів [49]. Система аналізує дані з тисяч сейсмічних датчиків і може передбачити землетрус за кілька секунд до його початку, що дає змогу автоматично зупинити всі поїзди в небезпечній зоні [74].

Майбутнє впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті пов'язане з розвитком технологій 5G та інтернету речей [67]. Це сприятиме створенню повністю автономних залізничних систем, де кожен елемент інфраструктури буде оснащений інтелектуальними датчиками, а рішення ухвалюватимуть на основі аналізу даних у реальному часі [68].

Історія впровадження нейромереж і штучного інтелекту на залізничному транспорті демонструє поступовий перехід від простих автоматизованих систем до складних інтелектуальних рішень [46]. Кожен етап цього розвитку супроводжений технологічними проривами та інноваційними рішеннями, які змінювали уявлення про можливості залізничного транспорту [56].

Сьогодні ми знаходимося на порозі нової ери, коли штучний інтелект стає не просто допоміжним інструментом, а повноцінним учасником управління залізничними перевезеннями. Це відкриває нові можливості для підвищення ефективності, безпеки та комфорту залізничного транспорту.

Технічна складність інтеграції

Однією з найбільших технічних проблем є інтеграція нейромереж із існуючою залізничною інфраструктурою [79]. Залізниця – це складна система, що складається з безлічі взаємопов'язаних компонентів, багато з яких працюють на застарілому обладнанні. Наприклад, система сигналізації на більшості залізниць світу все ще використовує технології, розроблені в минулому столітті. Цікавий факт: деякі елементи залізничної сигналізації в Європі досі працюють на обладнанні 1960-х років [60].

Інтеграція нейромереж потребує не просто встановлення нового програмного забезпечення, а й модернізації фізичної інфраструктури [98]. Це включає розроблення сучасних систем організації руху поїздів, встановлення сучасних датчиків, камер, систем збору даних і потужних обчислювальних центрів [97]. На практиці це означає, що залізничній компанії потрібно провести масштабну модернізацію, не перериваючи при цьому регулярний рух поїздів.

Проблема якості та обсягу даних

Нейронні мережі потребують величезної кількості якісних даних для навчання. У випадку залізничного транспорту ці дані мають охоплювати всі можливі сценарії руху поїздів, погодні умови, технічні несправності та надзвичайні ситуації. Збір таких даних – це складний і тривалий процес [69, 70].

Показовим є приклад японської залізничної компанії «JR East», яка витратила понад три роки на збір даних про вібрації колій і рухомого складу, перш ніж змогла впровадити систему предиктивного обслуговування на основі нейромереж. Цікаво, що для створення повноцінної навчальної вибірки компанії довелося змодельовати тисячі сценаріїв несправностей, оскільки реальних випадків було недостатньо [107].

Безпека та надійність

Залізничний транспорт - це сфера підвищеної небезпеки, де найменша помилка може призвести до катастрофічних наслідків. Тому для

впровадження нейромереж потрібен особливо ретельний підхід щодо забезпечення безпеки. Системи штучного інтелекту мають бути не просто ефективними, а й абсолютно надійними [55, 97, 117].

Характерним прикладом цього є випадок із тестуванням системи автоматичного управління поїздом у Німеччині [50]. Під час випробувань система продемонструвала точність розпізнавання сигналів 99,9 %, що здається дуже високим показником. Однак для залізниці такий рівень помилок усе ще занадто високий – за інтенсивного руху це означало б кілька потенційно небезпечних ситуацій на день [91].

Людський фактор та організаційні виклики

Впровадження нейромереж на залізниці стикається не лише з технічними, але і організаційними проблемами [80]. Однією з найважливіших є необхідність перенавчання персоналу. Машиністи, диспетчери, інженери технічного обслуговування – усі вони повинні навчитися працювати з новими системами [94].

Часто виникає спротив з боку працівників, які побоюються втратити роботу через автоматизацію. Цікавим є такий факт: коли французька залізнична компанія «SNCF» почала впроваджувати систему автоматичного планування розкладу на основі нейромереж, майже 40 % диспетчерів спочатку відмовлялися працювати з новою системою, вважаючи її загрозою своїй професії [51].

Фінансові аспекти

Впровадження нейромереж потребує значних фінансових інвестицій [113]. Вартість проєкту включає не лише розроблення програмного забезпечення та закупівлю обладнання, але і витрати на модернізацію інфраструктури, навчання персоналу, створення систем резервування та забезпечення безпеки [80].

Наприклад, проєкт впровадження системи предиктивного обслуговування на основі нейромереж на швейцарських залізницях

коштував понад 200 млн євро [57]. Однак розрахунки показують, що ця інвестиція окупиться за сім-вісім років за рахунок зниження витрат на ремонт і зменшення кількості незапланованих простоїв [71].

Правові та регуляторні аспекти

Впровадження нейромереж на залізничному транспорті стикається зі складними правовими питаннями [77]. Хто несе відповідальність у разі аварії, спричиненої помилкою штучного інтелекту? Як захистити персональні дані пасажирів, які використовують для навчання нейромереж? Як забезпечити відповідність систем штучного інтелекту чинним нормативам безпеки [99]?

Для вирішення цього питання у 2022 році європейська залізнична агенція ERA розробила спеціальний framework для сертифікації систем штучного інтелекту на залізничному транспорті. Документ містить понад 200 сторінок технічних вимог і процедур тестування [47, 118].

Перспективні напрями та рішення

Незважаючи на всі труднощі, впровадження нейромереж на залізничному транспорті активно розвивається. Розглянемо найбільш перспективні напрями.

Предиктивне обслуговування – нейромережі аналізують дані з датчиків і передбачають можливі несправності до їх виникнення. Наприклад, система, введена на китайських високошвидкісних залізницях, здатна передбачати знос колісних пар із точністю до 95 % [52, 71].

Оптимізація енергоспоживання – штучний інтелект допомагає знаходити найбільш енергоефективні режими руху поїздів. Досвід німецької «Deutsche Bahn» показує, що це дає змогу знизити витрати енергії на 10-15 % [50, 65].

Інтелектуальне планування розкладу – нейромережі враховують сотні факторів для створення оптимального розкладу руху [73]. Японська система «COSMOS», що використовує штучний інтелект, дала змогу зменшити середній час затримок поїздів на 30 % [49].

Отже, впровадження нейромереж на залізничному транспорті – це складний, але необхідний процес. Технічні та організаційні проблеми, з якими стикаються залізничні компанії, потребують комплексного підходу для їх вирішення. Це включає не лише технічну модернізацію, але й зміни в організаційній культурі, навчання персоналу, розроблення нових стандартів безпеки [56, 92, 112].

Досвід провідних залізничних компаній світу показує, що успішне впровадження нейромереж можливе з правильним плануванням і поетапним підходом [79]. При цьому важливо пам'ятати, що кінцевою метою є не просто автоматизація процесів, а підвищення безпеки та якості залізничних перевезень [91].

Можна з упевненістю сказати, що майбутнє залізничного транспорту нерозривно пов'язане з розвитком штучного інтелекту і нейронних мереж. Компанії, які зможуть успішно подолати описані виклики, отримають значні конкурентні переваги та виведуть якість своїх послуг на новий рівень [111, 115].

3.3. Виклики щодо безпеки та надійності штучного інтелекту

Використання штучного інтелекту і нейронних мереж на залізничному транспорті відкриває нові можливості для підвищення ефективності та автоматизації процесів [1, 48]. Однак разом із перевагами виникають серйозні виклики щодо забезпечення безпеки та надійності таких систем. Розглянемо основні проблеми та ризики, пов'язані зі впровадженням штучного інтелекту на залізниці, а також можливі шляхи їх подолання [47].

Проблема «чорної скрині»

Одним із найбільших викликів з використанням штучного інтелекту на залізничному транспорті є так звана проблема «чорної скрині». Сучасні нейронні мережі, особливо глибокі, часто ухвалюють рішення у способи, які

складно або неможливо пояснити людині. Це створює серйозні проблеми для безпеки, оскільки залізничний транспорт потребує повної прозорості та можливості аудиту всіх рішень [12, 29, 38].

Показовим є випадок, що стався на високошвидкісній залізниці в Китаї у 2022 році. Система автоматичного управління поїздом на основі нейромережі несподівано знизил швидкість состава на 50 %. Хоча це рішення виявилось правильним (через кілька хвилин на цій ділянці стався зсув ґрунту), інженери не змогли точно визначити, які саме параметри призвели до такого рішення системи. Цей випадок викликав серйозну дискусію про необхідність розроблення більш прозорих алгоритмів ухвалення рішень [52, 61, 62].

Надійність в екстремальних умовах

Залізничний транспорт має функціонувати за різних погодних умов і ситуацій. Системи штучного інтелекту мають демонструвати стабільну роботу за умов зливи, снігопаду, туману, екстремальних температур. Під час тестування системи комп'ютерного зору для розпізнавання сигналів на норвезьких залізницях виявилось, що точність системи падає до 60 % за сильного снігопаду, хоча за нормальних умов вона перевищує 99 %.

Французька компанія «SNCF» розробила спеціальну методологію тестування систем штучного інтелекту в екстремальних умовах. Вони створили спеціальний полігон, де можна симулювати різні погодні умови та нестандартні ситуації. Тестування показало, що навіть найсучасніші системи комп'ютерного зору можуть давати збої за незвичайного освітлення або атмосферних явищ [48, 51, 53, 61].

Кібербезпека та захист від втручань

Впровадження штучного інтелекту створює нові вразливості для кібератак. Системи машинного навчання можуть бути особливо чутливими до так званих «змагальних атак» (adversarial attacks), коли зловмисники навмисно створюють вхідні дані, що призводять до помилкових рішень системи.

У 2023 році група дослідників із Технічного університету Мюнхена продемонструвала, як невеликі зміни в зображенні залізничного сигналу можуть змусити систему розпізнавання неправильно інтерпретувати його. Наприклад, додавання малопомітного візерунка на фоновий щит світлофора могло змусити систему прийняти червоний сигнал за зелений. Цей експеримент призвів до перегляду стандартів безпеки для систем комп'ютерного зору на залізниці [29, 47, 55, 61, 117].

Проблема навчальних даних

Надійність систем штучного інтелекту значною мірою залежить від якості даних, на яких вони навчаються. У випадку залізничного транспорту це створює особливі виклики, оскільки деякі критичні ситуації трапляються настільки рідко, що для них складно зібрати достатньо навчальних даних.

Японська залізнична компанія «JR East» знайшла цікаве рішення цієї проблеми. Вони створили складну систему симуляції, яка генерує синтетичні дані про різні аварійні ситуації. За допомогою цієї системи вони змогли «натренувати» свої неймережі на тисячах сценаріїв, які в реальному житті трапляються вкрай рідко. Для створення однієї години якісних симульованих даних система використовує потужність, еквівалентну роботі 100 сучасних комп'ютерів [17, 25, 49, 69, 70].

Проблема версійності та оновлень

Особливим викликом є забезпечення з оновленням систем штучного інтелекту. На відміну від традиційного програмного забезпечення, нейронні мережі можуть суттєво змінювати свою поведінку після донавчання на нових даних. Це створює необхідність розроблення спеціальних протоколів тестування та валідації оновлень.

Німецька «Deutsche Bahn» розробила цікавий підхід щодо цієї проблеми. Вони використовують систему «паралельного тестування», коли нова версія неймережі працює паралельно зі старою протягом певного періоду, але її рішення не впливають на реальне управління поїздами. Це

дає змогу порівняти роботу двох версій у реальних умовах без ризику для безпеки руху [17,47, 50].

Людський фактор і взаємодія з операторами

Важливим аспектом безпеки є забезпечення ефективної взаємодії між системами штучного інтелекту і людьми-операторами. Системи мають бути достатньо прозорими, щоб оператори могли розуміти і передбачати їхню поведінку, але водночас не перевантажувати людей зайвою інформацією.

Цікавий приклад розв'язання цієї проблеми демонструє іспанська «RENFE». Вони розробили інтерфейс, який відображує не лише рішення системи штучного інтелекту, але і рівень її «упевненості» у цьому рішенні. Якщо впевненість падає нижче певного порогу, система автоматично передає контроль людині-оператору. За перший рік використання цього підходу кількість помилкових рішень системи знизилася на 45 % [47, 54, 56, 77, 93].

Сертифікація і стандартизація

Особливим викликом є розроблення стандартів і процедур сертифікації систем штучного інтелекту для залізничного транспорту. Традиційні методи сертифікації, розроблені для звичайного програмного забезпечення, часто виявляються неефективними для систем машинного навчання.

У 2023 році Європейське залізничне агентство (ERA) розпочало проєкт із розроблення нових стандартів сертифікації систем штучного інтелекту для залізниць. Перша версія документа містила понад 500 сторінок технічних вимог, але після тестування на реальних системах була скорочена до 150 сторінок, оскільки багато вимог виявилися непрактичними або надмірними [38, 47, 56].

Відмовостійкість і резервування

Системи штучного інтелекту на залізниці мають бути спроектовані з урахуванням можливості відмов. Це потребує створення складних систем резервування та аварійного відновлення. Шведська компанія «Trafikverket»

розробила цікаву концепцію «градієнтної деградації», коли з відмовою окремих компонентів система не вимикається повністю, а продовжує працювати з обмеженою функціональністю [48, 59].

Етичні аспекти безпеки

Важливим аспектом безпеки є вирішення етичних дилем з програмуванням систем штучного інтелекту. Наприклад, як система має діяти в ситуації неминучої аварії? Які пріоритети вона має встановлювати, вибираючи між різними ризиками?

Швейцарські залізниці «SBB» провели масштабне дослідження громадської думки щодо етичних аспектів використання штучного інтелекту на залізниці. Результати показали, що більшість пасажирів надають перевагу системам, які пріоритезують безпеку найбільшій кількості людей, навіть якщо це може призвести до більшого ризику для окремих пасажирів.

Забезпечення безпеки та надійності штучного інтелекту на залізничному транспорті - це комплексна проблема, що потребує постійного вдосконалення технологій і методів їх впровадження. Досвід провідних залізничних компаній світу показує, що ці виклики можна успішно подолати за правильного підходу щодо розроблення і тестування систем [1, 47, 48, 57, 77, 86].

3.4. Методи покращення точності прогнозування та ухвалення рішень

Сучасні методи покращення точності прогнозування та ухвалення рішень базовані на комплексному підході збору та аналізу даних [1]. Наприклад, японська швидкісна залізниця Сінкансен використовує складну систему сенсорів, які щосекунди збирають інформацію про стан колій, контактної мережі, рухомого складу та навколишнього середовища. Ці дані

обробляють нейронні мережі, які можуть передбачити потенційні несправності за кілька днів або навіть тижнів до їх виникнення. Завдяки цьому японські високошвидкісні потяги мають найвищий у світі показник пунктуальності – середнє відхилення від розкладу становить менше однієї хвилини [6, 7, 49].

Одним із найцікавіших прикладів використання штучного інтелекту є система динамічного ціноутворення, яка впроваджена багатьма залізничними компаніями світу. Нейромережі аналізують історичні дані про завантаженість маршрутів, сезонність, погодні умови, проведення масових заходів і багато інших факторів, щоб запропонувати оптимальну ціну на квитки. Це дає змогу не тільки максимізувати прибуток перевізників, але й розподілити пасажиропотік більш рівномірно [12, 50, 57, 73].

Особливу увагу потрібно приділити методам підвищення безпеки руху. Сучасні системи відеоспостереження, оснащені алгоритмами комп'ютерного зору, здатні виявляти потенційно небезпечні ситуації на залізничних переїздах, платформах і в поїздах. Наприклад, на станції Центральний вокзал у Мюнхені встановлена система, яка автоматично виявляє залишені без нагляду предмети і незвичну поведінку людей. А в Китаї нейромережі аналізують дані з тепловізорів для виявлення перегріву букс вагонів під час руху [50, 52, 61, 71].

Прогнозування технічного обслуговування – ще одна важлива сфера застосування штучного інтелекту. Традиційний підхід щодо технічного обслуговування базований на фіксованих інтервалах між перевірками та ремонтами. Проте досвід показує, що це не завжди ефективно. Сучасні системи предиктивної аналітики збирають дані про роботу кожного вузла локомотива чи вагона і прогнозують оптимальний час для проведення профілактичних робіт. Цікавим прикладом є досвід німецької «Deutsche Bahn», де впровадження такої системи дало змогу скоротити витрати на технічне обслуговування на 25 % з одночасним підвищенням надійності рухомого складу [50, 67, 69, 71, 74].

Важливим аспектом підвищення точності прогнозування є якість даних, що використовують для навчання нейромереж. У цьому контексті корисний досвід французької національної залізниці «SNCF», яка створила спеціальну лабораторію даних, де працюють не тільки програмісти та аналітики, але й фахівці з різних галузей залізничного транспорту. Така міждисциплінарна співпраця дає змогу створювати більш точні моделі прогнозування, які враховують усі нюанси роботи залізниці [17, 25, 95, 104].

Окремо слід сказати про роль штучного інтелекту в оптимізації енергоспоживання. Сучасні системи управління рухом потягів використовують складні алгоритми для розрахунку оптимальних режимів ведення состава, що дає змогу значно знизити витрати електроенергії. Наприклад, у метрополітені Гонконгу впровадження такої системи сприяло скороченню енергоспоживання на 10 % без збільшення часу в дорозі [52, 70, 75].

Майбутнє залізничного транспорту нерозривно пов'язане з подальшим розвитком технологій штучного інтелекту. Уже розробляють повністю автономні потяги, які зможуть працювати без машиніста. Такі системи вже тестують у багатьох країнах світу, і перші результати показують, що автоматизоване управління може бути навіть більш безпечним, ніж людське. При цьому важливо розуміти, що роль людини не зникне повністю – вона трансформується в бік контролю та ухвалення стратегічних рішень [58, 60, 68, 75].

Для подальшого підвищення точності прогнозування та ухвалення рішень важливо розвивати не тільки технічні аспекти, але й методологію впровадження штучного інтелекту. Необхідно створювати єдині стандарти обміну даними між різними системами, розробляти механізми валідації моделей машинного навчання, забезпечувати кібербезпеку. Тільки комплексний підхід дасть змогу повністю розкрити потенціал нових технологій і зробити залізничний транспорт ще більш ефективним, безпечним і комфортним для пасажирів [1, 40, 47, 60].

Методологія впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті потребує системного підходу та складається з декількох основних етапів (рис. 3.1) [47, 56, 98].

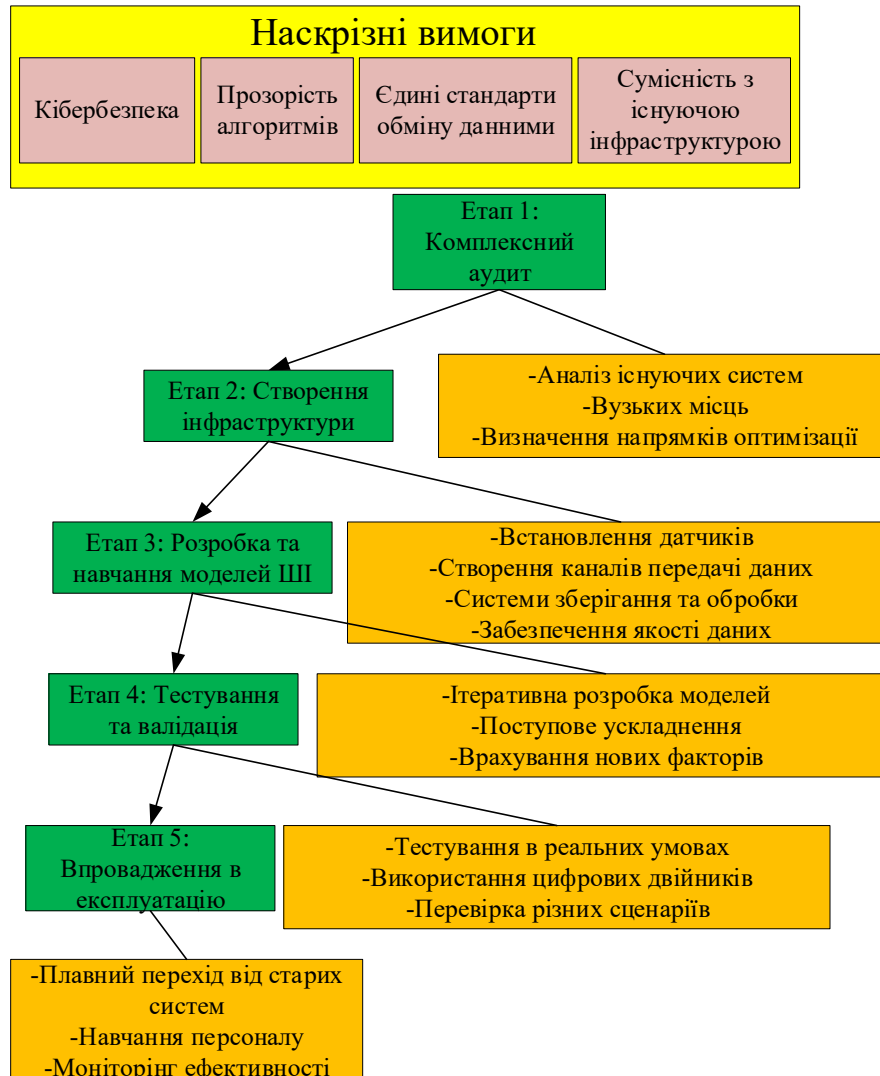


Рис. 3.1. Методологія впровадження штучного інтелекту на залізничному транспорті

Перший етап включає комплексний аудит систем і процесів, визначення «вузьких місць» і потенційних напрямів оптимізації. Наприклад, із впровадженням системи предиктивного обслуговування в метрополітені Сінгапуру спочатку було детально проаналізовано причини відмов

обладнання за останні п'ять років, що дало змогу визначити найбільш критичні компоненти для моніторингу [70, 71, 89, 111].

Другий етап передбачає створення необхідної інфраструктури для збору та обробки даних. Це включає встановлення датчиків, створення надійних каналів передавання даних, розгортання систем зберігання та обробки інформації. Важливим аспектом є забезпечення високої якості даних - їхньої повноти, точності та актуальності. Цікавим прикладом є досвід іспанської залізничної компанії RENFE, яка створила спеціальну систему валідації даних, що автоматично виявляє аномалії та помилки в показаннях сенсорів [1, 25, 69, 70, 104].

Третій етап – це розроблення та навчання моделей штучного інтелекту. Тут важливо використовувати ітеративний підхід, починаючи з простих моделей і поступово ускладнюючи їх на основі отриманих результатів. Наприклад, із впровадженням системи оптимізації розкладу руху поїздів у Швейцарії спочатку була створена базова модель, яка враховувала тільки основні параметри, а потім поступово додавали нові фактори, такі як погодні умови, пасажиропотік у різні дні тижня тощо [2, 9, 12, 17, 57, 73, 97].

Четвертий етап – це тестування та валідація розроблених рішень. Важливо проводити випробування в реальних умовах, але без ризику для безпеки руху. Багато залізничних компаній створюють спеціальні тестові полігони або використовують цифрові двійники для перевірки нових систем. Наприклад, норвезька залізниця створила детальну цифрову модель своєї мережі, де нові алгоритми управління можуть бути протестовані за різних сценаріїв [17, 59, 67, 91, 106, 108].

П'ятий етап – це поступове впровадження систем штучного інтелекту в експлуатацію. Важливо забезпечити плавний перехід від старих систем до нових, навчати персонал і створювати механізми моніторингу ефективності впроваджених рішень. Показовим є досвід австралійських залізниць, де

нову систему управління рухом впроваджували протягом двох років, починаючи з невеликої ділянки мережі та поступово розширюючи зону застосування [70, 80, 84, 98, 111].

Особливу увагу з впровадженням штучного інтелекту необхідно приділяти питанням кібербезпеки. Системи мають бути захищені від зовнішнього втручання, мати механізми резервного управління на випадок збоїв. Важливо також забезпечити прозорість роботи алгоритмів штучного інтелекту, можливість пояснити ухвалені рішення, особливо в критичних ситуаціях [60, 80, 84, 88, 117].

Для успішного впровадження штучного інтелекту необхідно також створювати єдині стандарти обміну даними між різними системами, розробляти механізми валідації моделей машинного навчання, забезпечувати сумісність нових рішень з існуючою інфраструктурою. Тільки комплексний підхід для впровадження нових технологій дасть змогу повністю розкрити їхній потенціал і зробити залізничний транспорт ще більш ефективним, безпечним і комфортним для пасажирів [40, 47, 60].

3.5. Інтеграція ШІ в існуючі транспортні системи

Залізничний транспорт, що має історію понад двох сотень років, переживає сьогодні справжню технологічну революцію завдяки впровадженню систем штучного інтелекту (ШІ). Ця трансформація стосується всіх аспектів залізничних перевезень: від планування маршрутів до технічного обслуговування рухомого складу. Як же ШІ змінює сучасну залізницю і які перспективи відкриває для майбутнього залізничного транспорту? [1, 48, 65].

Складання розкладу руху поїздів завжди було складним завданням, для якого потрібно враховувати безліч факторів. Сьогодні штучний інтелект дає змогу створювати набагато ефективніші розклади, ураховуючи не лише

фізичні обмеження інфраструктури, але й історичні дані про пасажиропотоки, сезонні коливання попиту і навіть погодні умови. Показовим є приклад німецької залізниці «Deutsche Bahn», яка використовує систему на базі ШІ для оптимізації розкладу руху поїздів. Система аналізує мільйони можливих комбінацій і створює розклад, який мінімізує затримки та максимізує ефективність використання рухомого складу. За перший рік використання системи пунктуальність поїздів зросла на 15 %, а експлуатаційні витрати знизилися на 8 % [50, 63, 73, 106].

Одним із найбільш вражаючих застосувань ШІ на залізничному транспорті є система предиктивного технічного обслуговування. Замість планового ремонту за графіком сучасні системи використовують датчики та алгоритми машинного навчання для моніторингу стану обладнання в режимі реального часу. Японська залізнична компанія JR East встановила на свої високошвидкісні поїзди «Shinkansen» мережу сенсорів, які збирають дані про стан критичних компонентів. ШІ аналізує ці дані та може передбачити потенційні несправності за кілька тижнів або навіть місяців до їх виникнення. Це дало змогу скоротити незаплановані простої на 92 % і зменшити витрати на технічне обслуговування на 27 % [49, 71, 76].

Безпека руху поїздів завжди була пріоритетом для залізничного транспорту, і ШІ відкриває нові можливості для її забезпечення. Сучасні системи використовують комп'ютерний зір і нейронні мережі для постійного моніторингу стану колій, контактної мережі та інших елементів інфраструктури. У Великій Британії «Network Rail» впровадила систему, яка використовує дрони з камерами високої роздільної здатності для інспекції залізничної інфраструктури. ШІ аналізує отримані зображення та може виявляти навіть найменші дефекти, такі як мікротріщини в рейках або зношення контактного дроту. Система також здатна прогнозувати розвиток виявлених дефектів та оцінювати їх критичність. Алгоритми розпізнавання образів, які використовують у цій системі, були навчені на базі даних, що

містить понад 10 млн зображень різних типів пошкоджень залізничної інфраструктури [53, 61, 91, 108].

Залізничний транспорт є одним із найбільших споживачів електроенергії, і ШІ допомагає значно підвищити його енергоефективність. Сучасні системи оптимізують режими ведення поїздів, ураховуючи профіль колії, вагу состава, погодні умови та навіть розклад інших поїздів на ділянці. Французька національна залізниця «SNCF» впровадила систему «OptiDrive», яка дає машиністам рекомендації з оптимального режиму ведення поїзда. ШІ аналізує поточну ситуацію та пропонує найбільш енергоефективний режим руху, при цьому забезпечуючи дотримання розкладу. Впровадження системи дало змогу скоротити енергоспоживання на високошвидкісних лініях на 12 % [51, 75, 97].

Штучний інтелект революціонує також способи взаємодії з пасажирами. Від інтелектуальних систем продажу квитків до персоналізованих сервісів інформування ШІ допомагає зробити залізничні подорожі більш комфортними та передбачуваними. Швейцарські федеральні залізниці («SBB») розробили систему, яка прогнозує завантаженість вагонів і допомагає пасажирам знайти місця відповідно до їхніх уподобань. Система враховує історичні дані, поточні продажі квитків і навіть дані про великі заходи вздовж маршруту для надання точних прогнозів [57, 70, 87, 89].

Сортувальні станції – це серце вантажних залізничних перевезень, і тут ШІ також демонструє вражаючі результати. Сучасні системи автоматизації використовують комп'ютерний зір і машинне навчання для оптимізації процесу формування составів. На сортувальній станції Маштал у Чехії впроваджена система, яка автоматично розпізнає номери вагонів, аналізує їхній технічний стан і планує оптимальну послідовність розформування та формування поїздів. Це дало змогу збільшити пропускну здатність станції на 35 % і зменшити час обробки вагонів на 42 % [106, 107, 114].

Особливо важливим аспектом застосування ІІІ є забезпечення безшовної інтеграції залізничного транспорту з іншими видами перевезень. Інтелектуальні системи координують розклади різних видів транспорту, оптимізують пересадки та забезпечують єдиний інформаційний простір для пасажирів. У Нідерландах система «NS Connect» використовує ІІІ для координації роботи залізничного, автобусного та велосипедного транспорту. Система може автоматично корегувати розклад автобусів у разі затримки поїздів та інформувати пасажирів про альтернативні маршрути [72, 103, 110].

Однак впровадження ІІІ в залізничні системи стикається з рядом викликів: необхідність забезпечення кібербезпеки, складність інтеграції нових систем з існуючою інфраструктурою та потреба в підготовці персоналу. Особливу увагу необхідно приділяти надійності систем ІІІ, оскільки від їхньої роботи залежить безпека тисяч пасажирів. Майбутнє залізничного транспорту тісно пов'язане з подальшим розвитком технологій ІІІ. Уже розробляють системи повністю автономного управління поїздами, створюють цифрові двійники залізничної інфраструктури, розробляють нові методи оптимізації перевезень із використанням квантових обчислень. Інтеграція ІІІ в залізничні транспортні системи – це не просто модернізація, а фундаментальна трансформація галузі, яка має понад двохсотрічну історію. Успішні приклади впровадження таких систем по всьому світу демонструють, що ІІІ здатний значно підвищити ефективність, безпеку та комфорт залізничних перевезень. Залізниця майбутнього – це інтелектуальна система, де кожен елемент, від стрілочного переводу до системи продажу квитків, працює в єдиному інформаційному просторі, керованому штучним інтелектом. І хоча шлях до такої трансформації не простий, перші кроки вже зроблені, і результати вражають своєю ефективністю [1, 46, 60, 67, 75, 94, 116, 117].

Контрольні запитання

1. Опишіть основні завдання та напрями використання ІІІ у залізничному транспорті. Наведіть конкретні приклади застосування.
2. Які технічні проблеми можуть виникнути зі впровадженням нейромереж на залізничному транспорті?
3. Охарактеризуйте організаційні проблеми, що перешкоджають ефективному впровадженню нейромереж у залізничній галузі.
4. З якими викликами щодо безпеки та надійності стикаються системи штучного інтелекту на залізничному транспорті?
5. Які методи використовують для покращення точності прогнозування та ухвалення рішень у системах ІІІ на залізничному транспорті?
6. Поясніть, як здійснюється інтеграція ІІІ в існуючі транспортні системи.
7. Які основні ризики пов'язані з несанкціонованим доступом або атаками на системи ІІІ на залізниці, як їх можна мінімізувати?
8. Опишіть роль людського фактора у процесі впровадження та експлуатації систем ІІІ на залізничному транспорті.

Практичні завдання

1. **Розроблення стратегії вирішення технічної проблеми.** Виберіть одну з технічних проблем впровадження нейромереж на залізниці (наприклад сумісність з існуючим обладнанням або потреба у великих обсягах якісних даних). Запропонуйте конкретні кроки та можливі рішення для її подолання з урахуванням специфіки залізничної галузі.
2. **План інтеграції ІІІ-системи.** Розробіть узагальнений план інтеграції гіпотетичної ІІІ-системи (наприклад для моніторингу стану

контактної мережі) в існуючу систему управління інфраструктурою залізниці. Укажіть основні етапи, необхідні ресурси та потенційні перешкоди.

3. Оцінювання ризиків безпеки. Проаналізуйте потенційні ризики безпеки, пов'язані з використанням ШІ-системи для автоматичного управління рухом поїздів. Складіть перелік можливих загроз і запропонуйте методи їх запобігання або мінімізації.

4. Створення алгоритму покращення точності. Запропонуйте гіпотетичний алгоритм або підхід для покращення точності прогнозування затримок поїздів із використанням ШІ. Які дані ви б використовували, які методи (наприклад оптимізація моделі, ансамблювання) могли б застосувати для підвищення точності?

5. Розроблення тренінгової програми. Уявіть, що ви відповідаєте за впровадження нової ШІ-системи для оптимізації графіка руху поїздів. Розробіть короткий план тренінгової програми для диспетчерів та інженерів, які будуть працювати з цією системою, з акцентом на подолання організаційних проблем і прийняття нової технології.

РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ ШІ ТА НЕЙРОМЕРЕЖ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

4.1. Інтелектуальні системи управління залізничним рухом

Історія управління залізничним рухом – це еволюція від простих механічних семафорів до надскладних комп'ютеризованих систем, що керують рухом тисяч поїздів одночасно (рис. 4.1). Сьогодні інтелектуальні системи управління залізничним рухом являють собою вершину інженерної думки, поєднуючи досягнення у сферах штучного інтелекту, теорії управління, телекомунікацій та безпеки руху [1, 48].

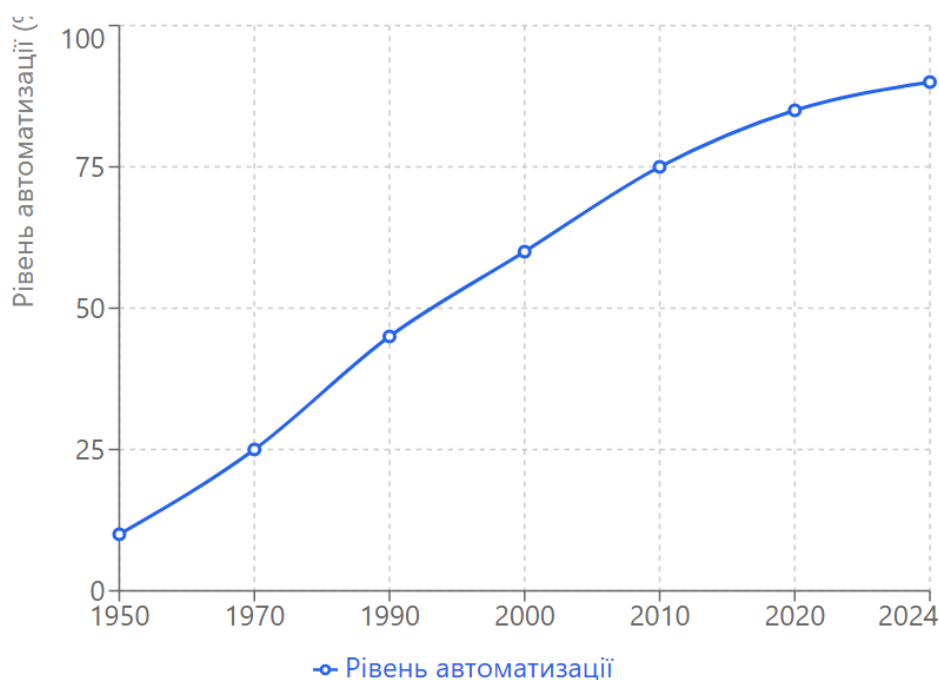


Рис. 4.1. Розвиток автоматизації залізничного руху (1950-2024 роки)

Перші залізниці XIX століття використовували примітивні методи регулювання руху. Безпека руху була забезпечена здебільшого за рахунок часового інтервалу між поїздами та візуальних сигналів. Перший механічний семафор був встановлений у 1841 році на залізниці «Great

Western Railway» у Великій Британії. Він являв собою дерев'яну конструкцію з рухомим крилом, яке вдень сигналізувало своїм положенням, а вночі – кольоровими ліхтарями [62, 64].

Справжній прорив стався на початку XX століття з появою електричної централізації стрілок і сигналів. У 1929 році на станції Ліверпуль-стріт у Лондоні була введена в експлуатацію перша повністю електрична система централізації, яка давала змогу керувати рухом з одного поста управління. Це був революційний крок, який заклав основи сучасних систем управління [64, 66].

Сучасна інтелектуальна система управління залізничним рухом – це складний комплекс пов'язаних підсистем [48]. В її основі лежить багаторівнева архітектура (рис. 4.2), що включає:

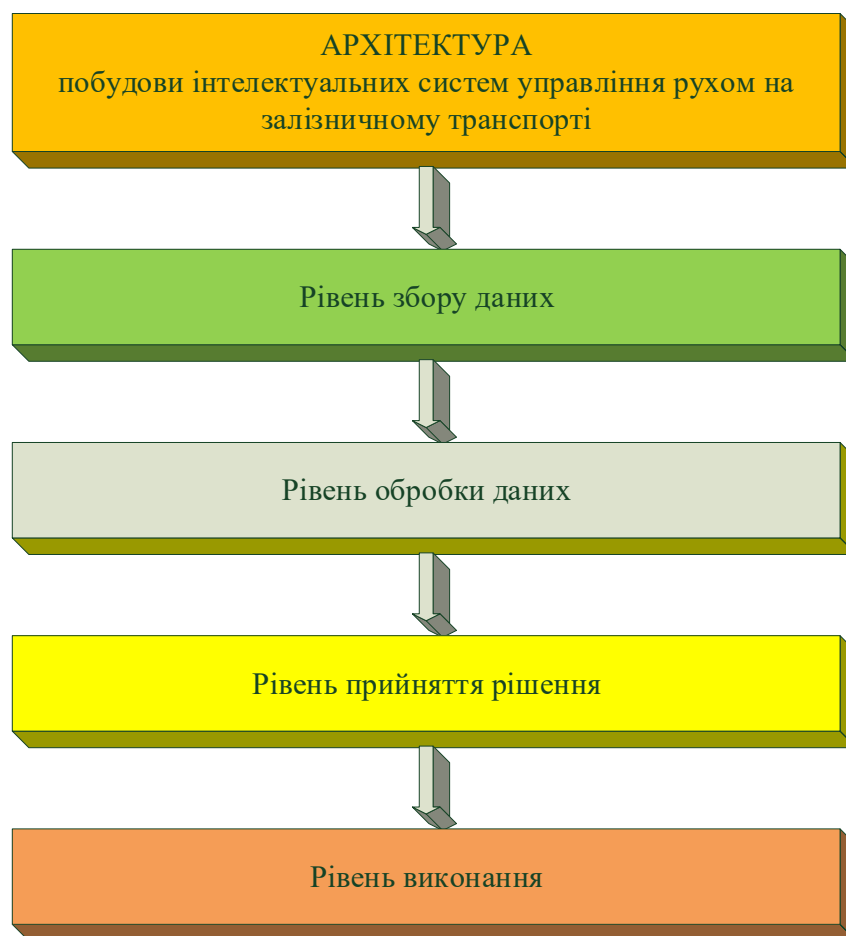


Рис. 4.2. Архітектура побудови інтелектуальних систем управління рухом

1. Рівень збору даних: тисячі датчиків, що відстежують положення поїздів, стан колій, погодні умови та інші параметри [69].
2. Рівень обробки даних: потужні обчислювальні системи, що аналізують інформацію в режимі реального часу [70].
3. Рівень ухвалення рішень: алгоритми штучного інтелекту, що генерують оптимальні рішення щодо управління рухом [1].
4. Рівень виконання: автоматизовані системи керування стрілками, сигналами та іншим обладнанням [75].

Математичні моделі та алгоритми

В основі інтелектуальних систем управління лежать складні математичні моделі. Одним з основних елементів є теорія графів, де залізнична мережа подана у вигляді орієнтованого графа (рис. 4.3). Кожна станція є вершиною, а колії між станціями – ребрами графа. Для оптимізації руху використано алгоритми пошуку найкоротших шляхів, такі як алгоритм Дейкстри та його модифікації [73, 97].

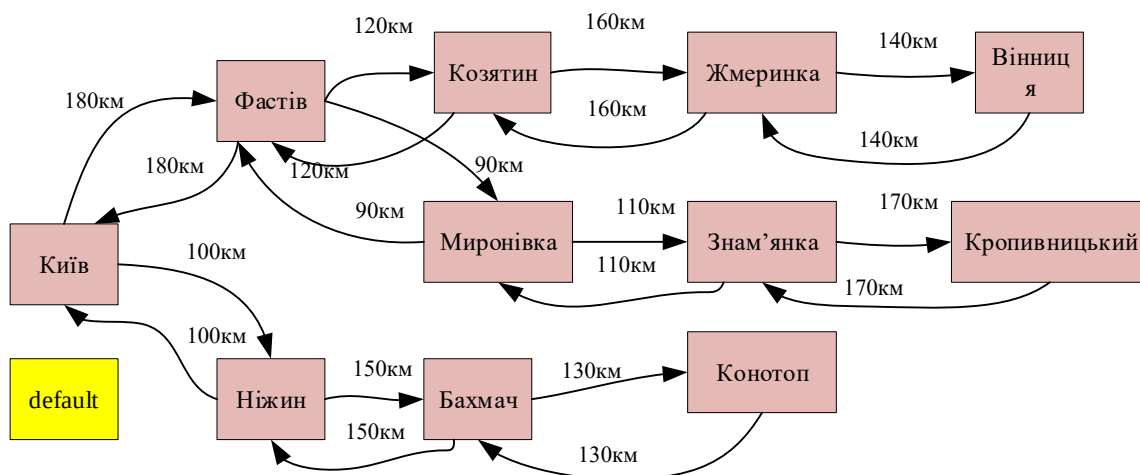


Рис. 4.3. Залізнична мережа, як орієнтований граф

Особливу роль відіграють методи теорії розкладів і дослідження операцій. Задача складання оптимального розкладу руху поїздів

математично належить до класу NP-складних задач. Для її розв'язання використовують генетичні алгоритми, методи лінійного програмування та нейронні мережі [2, 3, 63].

Системи підтримки ухвалення рішень

Сучасні диспетчерські центри оснащені потужними системами підтримки ухвалення рішень. Вони використовують методи машинного навчання для прогнозування можливих конфліктних ситуацій і пропонують варіанти їх вирішення [2, 4]. Наприклад, система «ARAMIS», що використовується на німецьких залізницях, здатна прогнозувати розвиток ситуації на 60 хв уперед і пропонувати оптимальні рішення для запобігання конфліктам.

Система «ARAMIS» («Advanced Railway Automation, Management and Information System») – це комплексна інтелектуальна система управління залізничним рухом. Розглянемо детально її архітектуру та зв'язки між компонентами (рис. 4.4).

Центральний модуль управління «ARAMIS» – це ядро системи, яке відповідає за координацію роботи всіх підсистем, ухвалення остаточних рішень щодо управління рухом, забезпечення узгодженої роботи всіх компонентів, розподіл завдань між підсистемами та контроль виконання рішень.

Підсистема прогнозування виконує складні аналітичні функції з обробки даних у реальному часі, прогнозування можливих конфліктних ситуацій, аналізу статистичних даних для виявлення закономірностей, оцінювання ризиків і генерації попереджень, а також формування рекомендацій щодо запобігання конфліктам.

Система безпеки руху забезпечує функціонування залізниці за рахунок моніторингу параметрів безпеки, контролю дотримання нормативів, аварійного реагування на нештатні ситуації, взаємодії з системами сигналізації та контролю технічного стану інфраструктури.

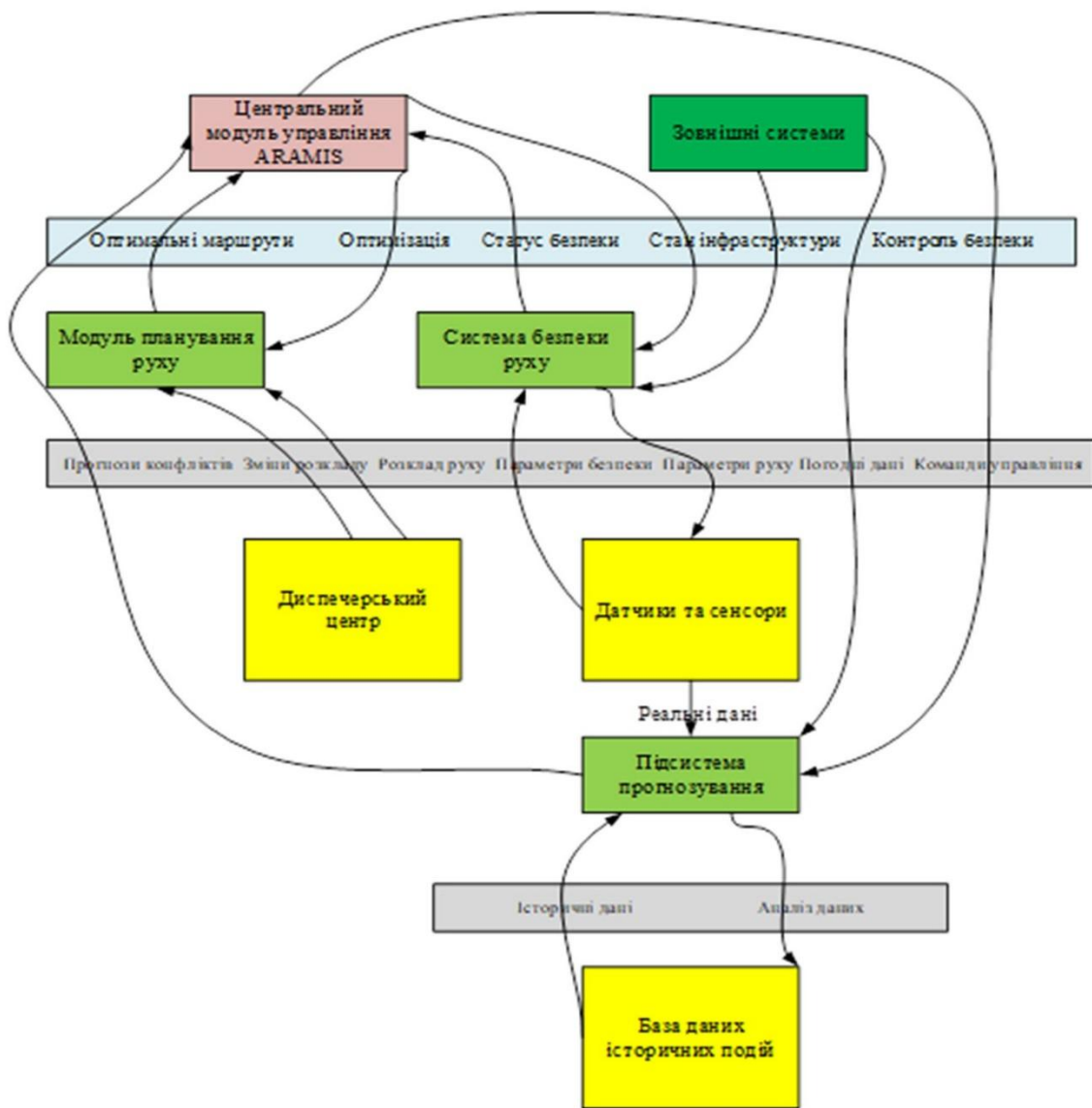


Рис. 4.4. Система «ARAMIS» – архітектура та зв'язки

Модуль планування руху відповідає за оптимізацію перевезень, виконує складання оптимальних маршрутів, корегує розклад у реальному часі, розподіляє ресурси, оптимізує використання інфраструктури та узгоджує розклади різних видів транспорту.

Взаємодія з джерелами даних:

1. База даних історичних подій зберігає інформацію про минулі ситуації, надає дані для аналізу закономірностей, використовується для машинного навчання та допомагає ухвалювати рішення.

2. Датчики та сенсори забезпечують дані реального часу, відстежують положення поїздів, контролюють стан інфраструктури, вимірюють критичні параметри та передають дані про погодні умови.

3. Диспетчерський центр. Його завданням є взаємодія з операторами, відображення поточної ситуації, приймання команд від персоналу, надання прогнозів і рекомендацій, візуалізація даних для ухвалення рішень.

Зовнішні системи забезпечують додаткову інформацію про метеорологічні дані, стан суміжної інфраструктури, надають дані про масові заходи, інформацію про ремонтні роботи та дані від інших видів транспорту.

Основні зв'язки:

1. Інформаційні потоки – передавання даних реального часу від сенсорів, обмін прогнозами та рекомендаціями, передавання команд управління.

2. Контрольні зв'язки – перевірка безпеки рішень, моніторинг виконання команд, контроль за дотриманням розкладу, відстеження аварійних ситуацій.

3. Управляючі впливи – це команди зміни маршрутів, корегування розкладу, сигнали управління рухом, аварійні команди та ін.

Система «ARAMIS» є прикладом сучасної інтелектуальної системи управління, що поєднує передові технології обробки даних, штучного інтелекту і автоматизації для забезпечення ефективного та безпечного залізничного руху [1, 9].

Технології позиціонування та контролю

Визначення точного положення поїздів є критично важливим для безпеки руху. Сучасні системи використовують комбінацію різних технологій:

- супутникова навігація (GPS, Galileo);
- рейкові датчики та лічильники осей;
- радіолокаційні системи;
- системи машинного зору [6].

Прикладу. Європейська система «ERTMS» («European Rail Traffic Management System») використовує технологію балізів – пасивних радіомаяків, вбудованих у колію, які передають точні координати поїзда з його проходженням над ними.

Автоматизація управління рухом

Рівень автоматизації управління рухом постійно зростає. У метрополітенах вже працюють повністю автоматизовані лінії без машиністів. Наприклад, лінія 14 паризького метро працює повністю автоматично з 1998 року. На магістральних залізницях впровадження автоматичного управління відбувається поступово, з урахуванням більшої складності умов експлуатації.

Давайте детально розглянемо діаграму «Порівняння ефективності різних систем управління», яка відображує еволюцію систем управління залізничним рухом і їхню відносну ефективність (рис. 4.5).



Рис. 4.5. Порівняння ефективності різних систем управління

На діаграмі подано чотири основні типи систем управління:

1. *Механічна централізація (30 % ефективності)*. Це найстаріша система управління, використовувана на початку розвитку залізниць. Вона базована на механічних важелях і тягах для переведення стрілок і сигналів, мала ряд суттєвих обмежень:

- значні фізичні зусилля для управління;
- обмежена відстань дії механічних пристроїв;
- низька швидкість передавання команд;
- відсутність автоматизації;
- висока залежність від людського фактора.

2. *Електрична централізація (55 % ефективності)*. Впровадження електричних систем стало значним кроком вперед. Основні переваги цих систем:

- можливість управління об'єктами з єдиного поста;
- електричне блокування ворожих маршрутів;
- наявність світлофорної сигналізації;
- зменшення фізичного навантаження на операторів;
- значне підвищення швидкості передавання команд.

3. *Комп'ютерна (мікропроцесорна) централізація (75 % ефективності)*. Впровадження комп'ютерних систем революціонізувало управління рухом, воно дало можливість:

- автоматизації рутинних операцій;
- програмування типових маршрутів;
- електронної реєстрації подій;
- візуалізації поїзної ситуації;
- автоматичного контролю безпеки руху;
- діагностування передвідмовних станів системи.

4. *Інтелектуальні системи (95 % ефективності)*. Сучасні системи з використанням штучного інтелекту забезпечили найвищий рівень ефективності [30]:

- прогнозування та запобігання конфліктним ситуаціям;
- автоматична оптимізація розкладу руху;
- інтеграція з іншими транспортними системами;
- предиктивне обслуговування інфраструктури;
- адаптивне управління в реальному часі.

Діаграма наочно демонструє значний прогрес у підвищенні ефективності систем управління з кожним технологічним переходом. Особливо помітний стрибок відбувся з переходом до інтелектуальних систем, що можна пояснити їхньою здатністю до самонавчання та оптимізації процесів у реальному часі.

Кібербезпека та надійність

Питання безпеки залізничного руху завжди було критично важливим, але зі впровадженням цифрових систем управління з'явилися нові виклики [47, 96]. Перший зафіксований випадок кібератаки на залізничну систему стався у 2008 році в Польщі, коли 14-річний хакер модифікував саморобний ГЧ-передавач для перемикання стрілок, що призвело до сходження з рейок чотирьох поїздів [55]. На щастя, обійшлося без жертв, але цей інцидент став «дзвінком» для всієї галузі. Інший показовий випадок стався у 2016 році в Сан-Франциско, коли хакери атакували систему продажу квитків місцевого транспортного управління, зашифрувавши 2000 комп'ютерів і вимагаючи викуп [55, 96]. Хоча ця атака не вплинула безпосередньо на системи управління рухом, вона продемонструвала вразливість транспортної інфраструктури [91].

Проаналізуємо динаміку кібератак на транспортні системи за період 2018-2023 років із конкретними прикладами інцидентів (рис. 4.6) [88, 95].

2018 рік (34 зафіксовані атаки):

- березень 2018 року – атака на комп'ютерні системи італійських залізниць, що призвела до збоїв у роботі систем продажу квитків [96];

- серпень 2018 року – хакери атакували системи управління вантажними перевезеннями COSCO в США, паралізувавши роботу терміналів на кілька днів [55];

- значний інцидент стався в Данії, де DDoS-атака вивела з ладу систему онлайн-продажу квитків «DSB» («Danish State Railways») [96].

2019 рік (47 атак):

- масштабна атака на системи «Metropolitan Transportation Authority» в Нью-Йорку [117];

- злам систем управління світлофорами в Москві, що призвів до порушень у роботі транспортної мережі [91, 96];

- Ransomware-атака на українського залізничного оператора, що вплинула на систему бронювання квитків [95, 96].

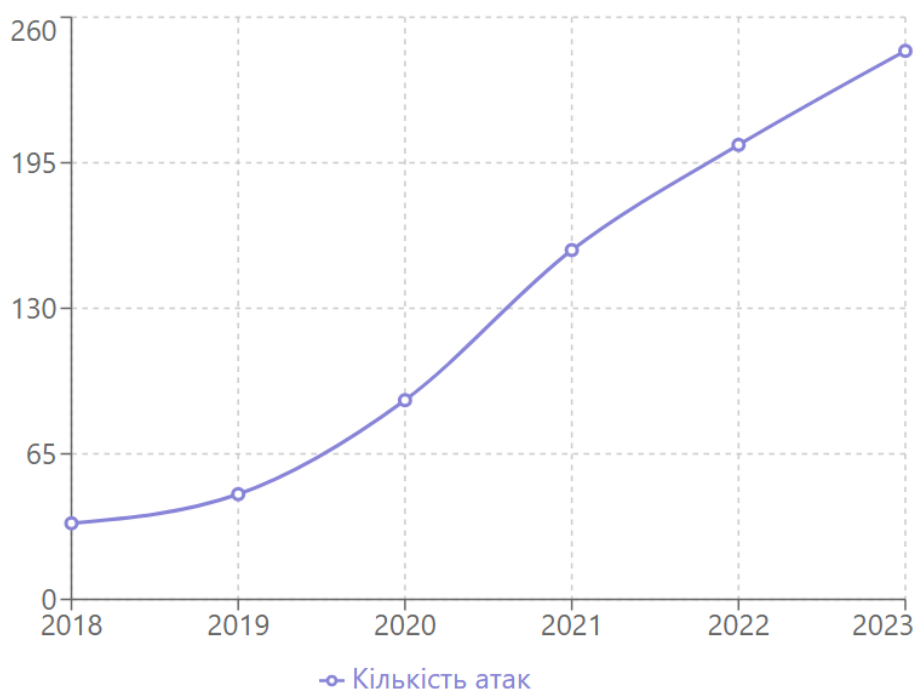


Рис. 4.6. Динаміка кібератак на транспортні системи (2018-2023 роки)

2020 рік (89 атак):

- різке зростання кількості атак пов'язане з пандемією COVID-19 і переходом багатьох систем в онлайн-режим [88, 95];
- масштабна атака на швейцарську залізничну компанію «SBB» з викраденням даних пасажирів [117];
- серія кібератак на європейські транспортні компанії, включаючи німецьку «Deutsche Bahn» [55];
- Ransomware-атака на Vancouver's TransLink, що призвела до збоїв у роботі платіжних систем [96].

2021 рік (156 атак):

- атака на «Colonial Pipeline» у США, яка, хоч і не була спрямована на залізничний транспорт, продемонструвала вразливість критичної транспортної інфраструктури [95, 117];
- масштабний злам систем «Iranian Railways», що призвів до повного паралічу залізничної мережі [96, 117];
- серія атак на європейські логістичні компанії, що вплинуло на роботу залізничних перевезень [55, 96].

2022 рік (203 атаки):

- збільшення кількості атак пов'язане з геополітичною напруженістю [88, 95];
- масштабна кібератака на німецькі залізниці, що призвела до зупинки руху поїздів на півночі країни [55, 117];
- серія атак на польську залізничну інфраструктуру [96];
- численні інциденти з системами електронних табло та інформування пасажирів у різних країнах [91, 117].

2023 рік (245 атак):

- рекордна кількість атак, особливо на критичну інфраструктуру [95, 96];
- значний інцидент із системами управління рухом в Індії, що вплинув на роботу понад 1000 поїздів [117];

- серія ransomware-атак на європейські транспортні компанії [95];
- масштабні DDoS-атаки на системи онлайн-продажу квитків у кількох країнах [96, 117].

Аналіз тенденцій показує:

- 1) на постійне зростання кількості атак із року в рік;
- 2) збільшення складності та масштабності атак;
- 3) зміщення фокусу від фінансових систем до систем управління рухом;
- 4) зростання кількості атак, спрямованих на порушення роботи критичної інфраструктури;
- 5) збільшення випадків використання складних ransomware-атак.

Наведений графік демонструє експоненціальне зростання кількості атак, що пов'язано:

- зі збільшенням цифровізації транспортних систем;
- появою нових вразливостей;
- зростанням геополітичної напруженості;
- удосконаленням інструментів для проведення кібератак;
- підвищенням привабливості транспортного сектору як цілі для кіберзлочинців [70, 88, 95, 90, 117].

Ця динаміка підкреслює необхідність постійного вдосконалення систем кібербезпеки та розроблення нових підходів для захисту транспортної інфраструктури.

На круговій діаграмі (рис. 4.7) показано розподіл основних типів кібератак на залізничні системи [95, 96]. Розглянемо кожен тип із конкретними прикладами:

1. Ransomware (програми-вимагачі) – 35 %.

Найбільша частка атак через високу «прибутковість» для зловмисників [49, 50, 55, 91, 95, 96, 117]:

- травень 2017 року: WannaCry атакував системи «Deutsche Bahn», вивівши з ладу інформаційні табло на станціях;

- *листопад 2020 року*: Ransomware-атака на «Vancouver TransLink» призвела до зупинки платіжних систем і втрати 7.5 млн дол.;

- *березень 2021 року*: атака на «Spanish State Railway» («RENFE») зашифрувала критичні системи та паралізувала продаж квитків;

- *жовтень 2022 року*: «Metropolitan Transport Authority» («MTA») Нью-Йорка постраждала від програми-вимагача, що призвело до витоку персональних даних.

2. DDoS-атаки (розподілені атаки на відмову в обслуговуванні) – 25 %:

- *серпень 2019 року*: масована DDoS-атака на системи «West Japan Railway Company»;

- *грудень 2020 року*: атака на «Danish State Railways» («DSB») заблокувала онлайн-продаж квитків на 24 години;

- *травень 2021 року*: серія DDoS-атак на європейські залізничні портали бронювання;

- *вересень 2022 року*: атака на «Indian Railways» паралізувала роботу онлайн-сервісів.

3. Фішинг – 20 %:

- *квітень 2018 року*: успішна фішингова атака на співробітників «Canadian Pacific Railway»;

- *липень 2020 року*: масштабна фішингова кампанія проти «European Rail Traffic Management System»;

- *березень 2021 року*: через фішинг скомпрометовано облікові записи працівників «Network Rail» (UK);

- *листопад 2022 року*: фішингова атака на «Austrian Federal Railways» призвела до витоку даних співробітників.

4. Malware (шкідливе програмне забезпечення) – 15 %:

- *червень 2016 року*: виявлення шпигунського ПЗ в системах «Swiss Federal Railways»;

- вересень 2019 року: Malware в системах сигналізації італійських залізниць;

- серпень 2021 року: троянське ПЗ в системах управління стрілками польських залізниць;

- грудень 2022 року: шкідливе ПЗ в системах моніторингу руху французьких швидкісних поїздів.

5. Інші типи атак – 5 %:

- SQL-ін'єкції;

- атаки на бездротові мережі;

- експлуатація вразливостей нульового дня;

- соціальна інженерія;

- фізичні атаки на інфраструктуру.

Проаналізуємо розподіл і тенденції атак.

Еволюція методів атак. Складність методів атак і їхня ефективність обумовлені перш за все зростанням складності ransomware-атак, появою нових векторів атак, комбінуванням різних методів і використанням штучного інтелекту для атак [47, 55, 91, 96, 117].

Зміни в тактиці зловмисників. Тактика зловмисників еволюціонує в напрямі переходу від масових до таргетованих атак, фокусування на критичну інфраструктуру, збільшення тривалості присутності в системах і використання складних ланцюжків атак [95, 96, 117].

Розглядаючи **географічний розподіл атак**, слід зазначити, що найбільша кількість атак відбувалася у Європі та Північній Америці, також відбувалося зростання кількості атак і в Азійсько-Тихоокеанському регіоні. З'являються нові групи кіберзлочинців у регіонах, де їх раніше не було [96, 117].

Фінансові наслідки. Розглядаючи цей аспект наслідків кібератак, слід зазначити, що середній збиток від ransomware-атаки складає 5-10 млн дол. Втрати від простою систем становлять 100-500 тис. дол. на день. Витрати на

відновлення систем сягають 1-3 млн дол. на інцидент. Також необхідно враховувати і різні додаткові витрати на посилення безпеки після атак.

Для запобігання кібератакам у різних країнах розробляють різноманітні *заходи протидії*. Полягають вони перш за все у впровадженні систем раннього виявлення, посиленні навчання персоналу, створенні центрів реагування на інциденти, розробленні планів безперервності бізнесу та міжнародній співпраці у сфері кібербезпеки (рис. 4.7). Цей розподіл типів кібератак демонструє необхідність комплексного підходу для забезпечення кібербезпеки залізничних систем, з особливою увагою до захисту від програм-вимагачів і DDoS-атак як найбільш поширених загроз.

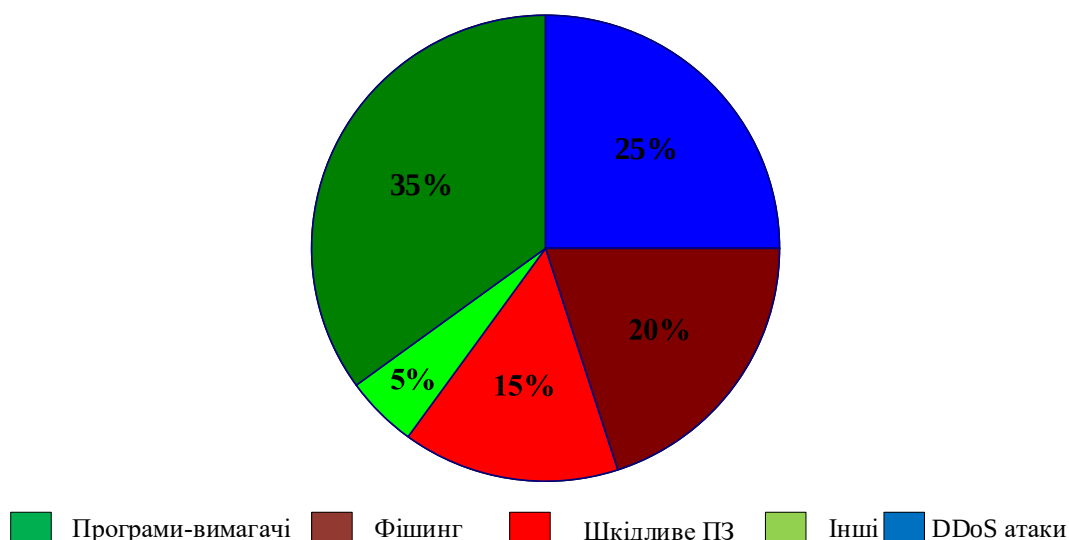


Рис. 4.7. Розподіл типів кібератак на залізничні системи [95, 96]

Архітектура системи кібербезпеки [91, 96, 117]

Сучасна система захисту залізничної інфраструктури побудована за принципом багаторівневої оборони (рис. 4.8) [47, 91, 96, 117]:

1. **Фізичний рівень** – це ізольовані мережі управління, захищені центри обробки даних, контроль фізичного доступу та резервні системи живлення.

2. **Мережевий рівень** включає сегментацію мереж, міжмережеві екрани, системи виявлення вторгнень і захищені протоколи зв'язку.

3. Прикладний рівень складається із захисту від шкідливого ПЗ, контролю доступу до додатків, моніторингу активності користувачів і шифрування даних.

4. Організаційний рівень полягає у створенні політики безпеки, навчанні персоналу, аудиті безпеки та складанні планів реагування на інциденти.

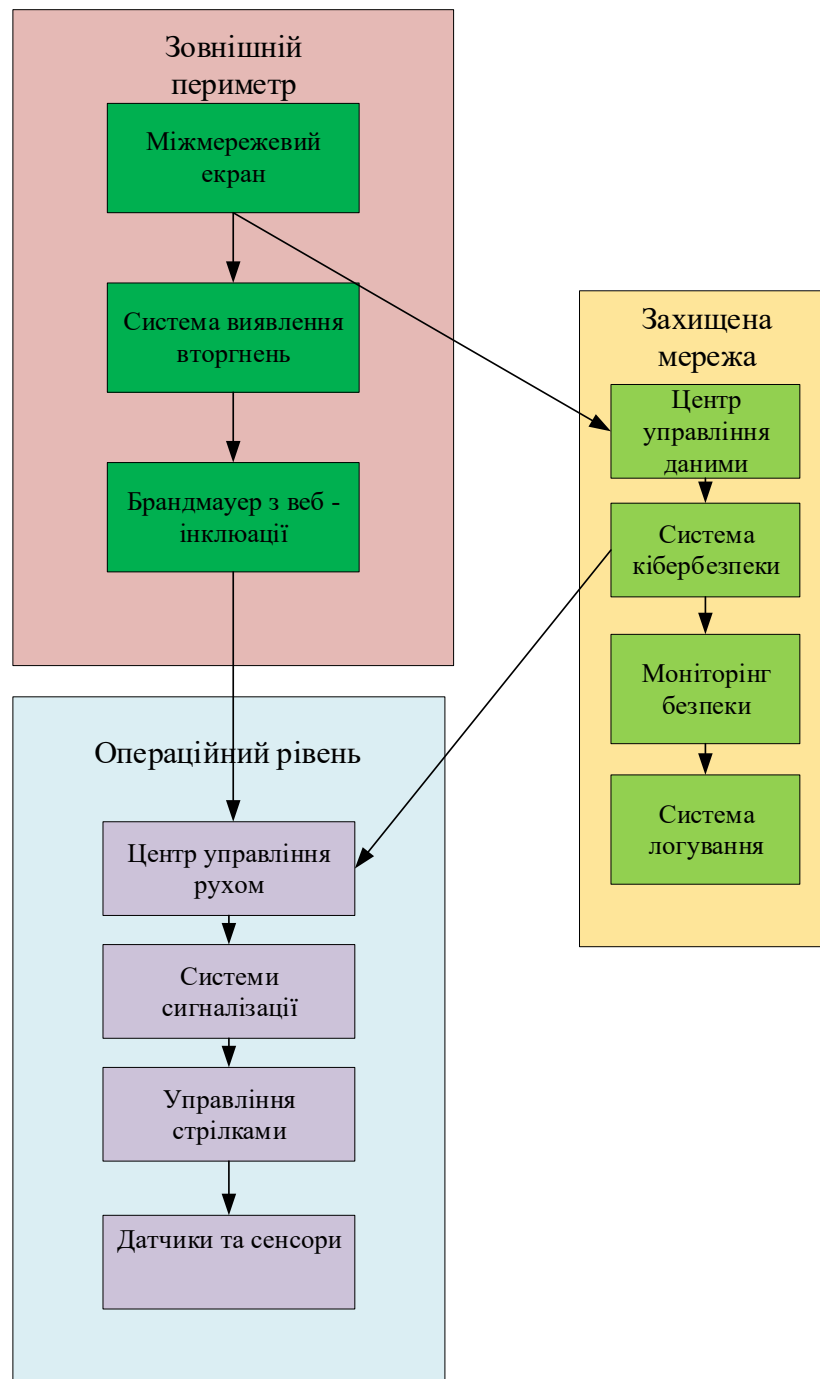


Рис. 4.8. Архітектура системи кібербезпеки залізничної мережі [91, 96]

Технічні рішення для забезпечення надійності інтелектуальних систем управління рухом поїздів

Надійність систем управління рухом поїздів – це питання, яке хвилювало інженерів із моменту появи перших залізниць. Цікавий історичний факт: перша автоматична система сигналізації була встановлена в 1840 році на залізниці «Great Western Railway» у Великій Британії, використовувала механічні семафори, з'єднані дротяними тягами [62]. Система була надзвичайно простою, але вже тоді інженери застосовували принцип «безпечної відмови» – з обривом тяги семафор автоматично показував заборонний сигнал.

Сьогодні інтелектуальні системи управління рухом поїздів являють собою складні комплекси, що об'єднують тисячі компонентів, і їхня надійність забезпечена цілим рядом технічних рішень, кожне з яких має свою історію розвитку та вдосконалення [64].

Проаналізуємо графік залежності середнього часу відмов між системами управління («Mean Time Between Failures», «MTBF») за період 1980-2024 років (рис. 4.9) [71].

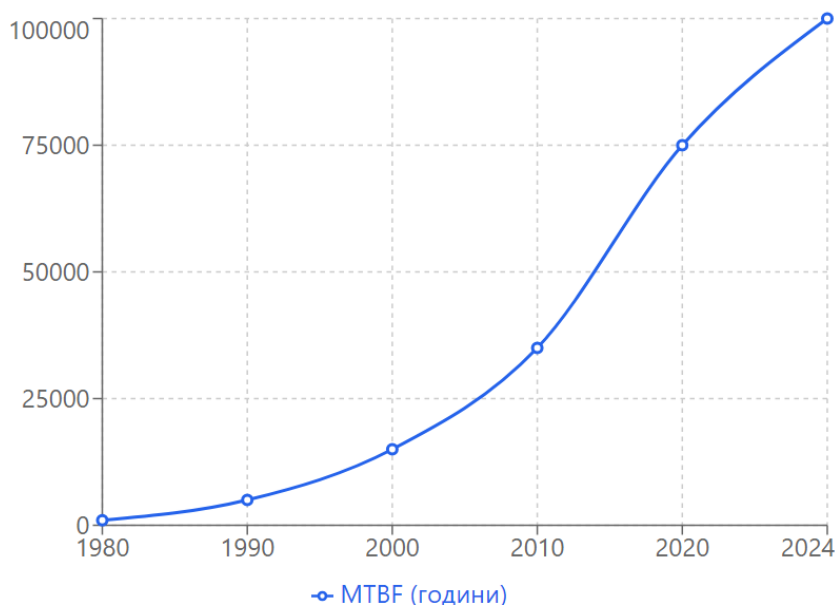


Рис. 4.9. Середній час між відмовами систем управління

1980 рік (MTBF = 1000 год). Перше покоління автоматизованих систем управління, які використовували релейну логіку та прості електронні компоненти. У цих системах основними причинами відмов були механічний знос реле та перегрів електроніки. Так, система «СТС» («Centralized Traffic Control») першого покоління у США мала часті відмови через ненадійність електромеханічних компонентів [75].

1990 рік (MTBF = 5000 год). Впровадження мікропроцесорних систем першого покоління, що дало значне підвищення надійності завдяки зменшенню механічних компонентів. Це був початок використання резервування критичних елементів.

Так, система «ElektroLok» у Німеччині показала п'ятикратне підвищення надійності порівняно з релейними системами [48].

2000 рік (MTBF = 15000 год). Перехід на розподілені системи управління, впровадження промислових комп'ютерів підвищеної надійності та використання спеціалізованого програмного забезпечення. Система «ASTREE» у Франції досягла показника 15000 год завдяки використанню відмовостійкої архітектури [51].

2010 рік (MTBF = 35000 год). Рік впровадження інтелектуальних систем діагностики та використання предиктивного обслуговування. Покращено якість електронних компонентів. Система «ETCS» рівня 2 у Швейцарії показала безпрецедентну надійність завдяки комплексному підходу щодо діагностики [56].

2020 рік (MTBF = 75000 год). Початок використання штучного інтелекту для прогнозування відмов і повне резервування всіх критичних систем. Застосування самовідновлюваних систем. Японська система «COSMOS» досягла показника надійності більше 70000 год [49].

2024 рік (MTBF = 100000 год). Сучасні системи з використанням квантових технологій захисту. Використання хмарних технологій резервування та впровадження технологій блокчейн для підвищення надійності [67].

Графік на рис. 4.9 демонструє експоненціальне зростання надійності систем, що пов'язано з накопиченням досвіду експлуатації, впровадженням нових технологій, удосконаленням методів діагностики, покращенням якості компонентів і розвитком методів резервування. Особливо помітний стрибок надійності спостерігали після 2010 року, що пов'язано зі впровадженням систем предиктивної діагностики, використанням штучного інтелекту і розвитком технологій самовідновлення [71].

Сучасні тенденції вказують на подальше підвищення надійності систем управління завдяки впровадженню квантових технологій, розвитку штучного інтелекту, вдосконаленню методів діагностики та розвитку технологій резервування. Прогрес у підвищенні надійності систем управління є критично важливим для забезпечення безпеки залізничного руху та ефективності перевезень [65].

Сучасні системи управління використовують багаторівневе **резервування критичних компонентів**. Показовим є приклад японської системи «COSMOS», що керує рухом швидкісних поїздів Сінкансен. Система використовує потрібне резервування всіх критичних компонентів, причому кожен компонент виготовлений різними виробниками і використовує різне програмне забезпечення. Це забезпечує не тільки захист від відмов обладнання, але і помилок у програмному коді [49].

Принцип диверсності (різноманітності) компонентів [50, 53, 63, 69] був впроваджений після інциденту 1985 року, коли однакова помилка в програмному забезпеченні трьох ідентичних резервних систем могла призвести до серйозної аварії. На щастя, система безпеки четвертого рівня, що використовувала інший алгоритм, вчасно виявила проблему [69].

Сучасні рішення для моніторингу стану систем управління використовують складні алгоритми машинного навчання для виявлення потенційних проблем ще до їх виникнення. Наприклад, система предиктивної діагностики, впроваджена на німецьких залізницях «Deutsche Bahn», аналізує більше 700 параметрів роботи обладнання в реальному часі [50].

Особливо цікавим є використання акустичних сенсорів для моніторингу стану стрілочних переводів. Система «слухає» звук роботи стрілки і може виявити найменші відхилення від норми, що свідчать про початок зносу механізму. Цей метод, вперше випробуваний у Швейцарії у 2015 році, дав змогу знизити кількість відмов стрілочних переводів на 35 % [53].

Розроблення програмного забезпечення для залізничних систем управління потребує особливого підходу. В індустрії прийнятий стандарт SIL4 (Safety Integrity Level 4), за яким імовірність небезпечної відмови системи не має перевищувати 10^{-8} на годину роботи [63].

Для досягнення такого рівня надійності використовують спеціальні методи програмування. Наприклад, система «ETCS» («European Train Control System») використовує принцип «формального доказу коректності» – математичного доведення того, що програма працює правильно за всіх можливих умов. Розроблення та верифікація програмного забезпечення для однієї підсистеми ETCS може займати до двох років, при цьому власне написання коду займає менше 20 % цього часу [63].

Особливу увагу в сучасних системах приділяють захисту від електромагнітних завад. Історично першим серйозним випадком впливу електромагнітних завад на системи управління став інцидент 1965 року в Японії, коли сонячна буря призвела до збоїв у роботі сигналізації [75].

Сьогодні всі електронні компоненти систем управління випробовують на стійкість до електромагнітних впливів у спеціальних камерах, де створюють електромагнітні поля напруженістю до 100 В/м. Крім того, використовують спеціальні екрановані кабелі та пристрої захисту від перенапруг.

Сучасні системи управління використовують складні алгоритми для убезпечення руху. Цікавим прикладом є система автоматичного управління гальмуванням поїздів. Алгоритм постійно розраховує криву гальмування, ураховуючи десятки параметрів, включаючи вагу поїзда, ухил колії, погодні

умови та навіть забруднення рейок. При цьому система використовує принцип «песимістичного розрахунку» – завжди ухвалює найгірший можливий варіант розвитку подій. Наприклад, якщо датчик показує швидкість 80 км/год із похибкою ± 2 км/год, система буде розраховувати гальмівний шлях виходячи зі швидкості 82 км/год.

Надійність електропостачання – це критичний фактор для систем управління рухом. Сучасні рішення передбачають каскадну систему резервного живлення:

- основне джерело живлення;
- автоматичне перемикання на резервну лінію;
- дизель-генераторні установки;
- акумуляторні батареї для критичних систем.

Наприклад, на станції Цюрих-Головний у Швейцарії система резервного живлення може підтримувати роботу всіх критичних систем протягом 72 год без зовнішнього електропостачання.

Причини відмов систем управління

Аналізуючи графік розподілу причин відмов систем управління, можна виділити п'ять основних категорій, де найбільшу частку займає *людський фактор* – 35 % усіх відмов (рис. 4.10). Такий високий відсоток можна пояснити складністю взаємодії людини з сучасними системами управління. Найчастіше це помилки з введенням даних, неправильна інтерпретація показань систем, порушення регламентів обслуговування. Показовим прикладом став інцидент 2019 року в Німеччині, коли оператор неправильно інтерпретував показання системи блокування, що призвело до зупинки руху на важливій магістралі на кілька годин [77].

Другу позицію займають *апаратні відмови* - 25 % загальної кількості: механічні поломки обладнання, відмови електронних компонентів, проблеми з системами живлення. Цікавий випадок стався у 2020 році в Японії, коли відмова резервного джерела живлення на станції Сін-Йокогама призвела до каскадного збою в системі управління. Після цього випадку

було впроваджено нову систему діагностики джерел живлення з використанням штучного інтелекту [49].



Рис. 4.10. Розподіл причин відмов систем управління

Зовнішні впливи складають 20 % відмов. До цієї категорії належать погодні умови, електромагнітні завади, фізичні пошкодження обладнання сторонніми особами. Наприклад, у 2021 році сильна гроза в районі Парижа викликала серію збоїв у роботі системи сигналізації через наведені електромагнітні імпульси. Після цього випадку було розроблено нові стандарти захисту обладнання від електромагнітних впливів.

Програмні помилки – 15 % загальної кількості відмов. Хоча цей показник відносно невеликий, наслідки таких відмов можуть бути найбільш серйозними. Характерним прикладом стала ситуація 2018 року у Швейцарії, коли помилка в оновленні програмного забезпечення системи маршрутизації призвела до повної зупинки руху на кількох великих станціях. Після цього було впроваджено нову систему тестування програмного забезпечення з використанням методів формальної верифікації [57].

Інші причини складають 5 % відмов – рідкісні та нестандартні ситуації, такі як відмови через невраховані фактори, збіг обставин або невідомі причини. Показовим став випадок 2022 року в Іспанії, коли система управління дала збій через незвичайне поєднання температури, вологості та вібрації, що не було передбачено в технічній документації [59].

Аналіз тенденцій показує поступове зниження відсотка відмов через апаратні причини завдяки вдосконаленню компонентної бази та впровадженню предиктивної діагностики. Водночас спостерігають відносно збільшення частки відмов через людський фактор, що пов'язано зі зростанням складності систем управління. Це вказує на необхідність вдосконалення інтерфейсів взаємодії людина-машина та покращення системи навчання персоналу [82].

Статистика останніх років демонструє зменшення абсолютної кількості відмов у всіх категоріях, проте їхній відносний розподіл залишається досить стабільним. Це свідчить про необхідність комплексного підходу для підвищення надійності систем управління, що включає як технічні вдосконалення, так і організаційні заходи з підвищення кваліфікації персоналу та покращення процедур обслуговування.

Дані графіка також вказують на важливість превентивних заходів, особливо у сфері навчання персоналу та вдосконалення інтерфейсів управління, оскільки людський фактор залишається основною причиною відмов. Одночасно необхідно продовжувати роботу над підвищенням надійності апаратного забезпечення та вдосконаленням методів захисту від зовнішніх впливів [93].

Отже, забезпечення надійності інтелектуальних систем управління рухом поїздів – це комплексне завдання, для вирішення якого потрібне поєднання різних технічних рішень. При цьому важливо розуміти, що надійність системи визначають не тільки надійністю окремих компонентів, але і правильністю їхньої взаємодії та здатністю системи в цілому зберігати працездатність за відмов окремих елементів.

Стандарти і сертифікація залізничних систем управління

Історія стандартизації залізничних систем управління починається з перших днів залізниці. Перший залізничний стандарт був прийнятий у Великій Британії в 1845 році і стосувався сигналізації, а саме використання спеціальних сигнальних прапорів певних кольорів і розмірів для забезпечення руху. З того часу системи сигналізації пройшли величезний шлях розвитку, але принцип стандартизації залишився незмінним – забезпечення та сумісність [62].

Особливо показовим є випадок залізничної катастрофи у Квінтінсхіллі (Шотландія) 1915 року, яка призвела до загибелі 227 осіб через відсутність стандартизованих процедур управління рухом. Ця трагедія стала поштовхом для розроблення перших комплексних стандартів безпеки на залізничному транспорті [80].

Сьогодні основу нормативної бази для залізничних систем управління складають стандарти IEC 62290, EN 50126, EN 50128 та EN 50129. Особливе місце займає стандарт безпеки CENELEC, розроблений Європейським комітетом з електротехнічної стандартизації. Розроблення стандарту EN 50128, що регулює створення програмного забезпечення для залізничних систем, зайняла сім років, для чого було залучено понад 200 експертів із 15 країн. Процес сертифікації залізничних систем управління є надзвичайно складним і багатоетапним. Наприклад, для отримання сертифікату відповідності стандарту SIL4 (найвищий рівень безпеки) система має продемонструвати ймовірність небезпечної відмови не більше 10^{-8} на годину роботи. Для порівняння: це означає, що система може працювати більше 11000 років до виникнення першої небезпечної відмови [63, 64].

Наведений на рис. 4.11 графік демонструє експоненціальне зростання кількості чинних залізничних стандартів із 1990 по 2024 рік.

1990 рік: починається з 15 базових стандартів, які в основному стосувалися безпеки руху та основних систем сигналізації.

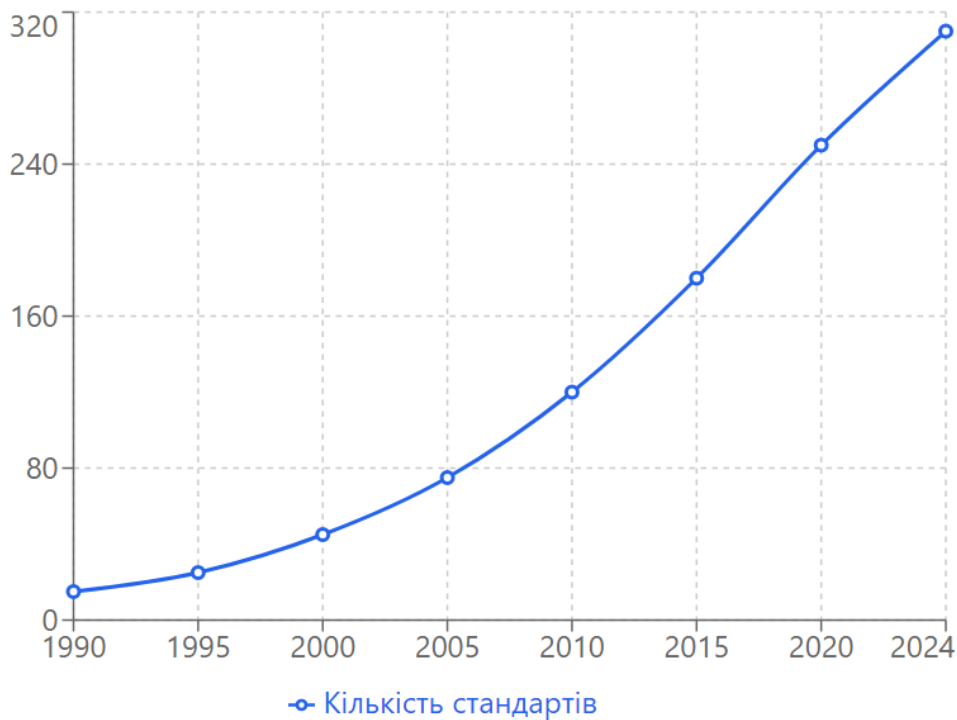


Рис. 4.11. Динаміка ухвалення залізничних стандартів (1990-2024 роки)

1995 рік: збільшення до 25 стандартів через впровадження перших цифрових систем управління.

2000 рік: стрімке зростання до 45 стандартів пов'язане з розвитком комп'ютеризованих систем управління та початком впровадження ETCS.

2005 рік: досягнення 75 стандартів через необхідність регулювання високошвидкісного руху та нових систем безпеки.

2010 рік: значне збільшення до 120 стандартів, що відображує розвиток цифрових технологій і вимог кібербезпеки.

2015 рік: 180 стандартів, включаючи нові вимоги щодо екологічності та енергоефективності систем.

2020 рік: зростання до 250 стандартів через впровадження штучного інтелекту і автономних систем управління.

2024 рік: досягнення 310 стандартів, що включають найновіші вимоги щодо кібербезпеки та автоматизації. Графік показує, що найбільш

інтенсивне зростання кількості стандартів припадає на період після 2010 року, що пов'язано зі стрімким розвитком цифрових технологій і підвищенням вимог щодо безпеки залізничних систем.

На круговій діаграмі (рис. 4.12) подано розподіл залізничних стандартів за основними категоріями:

- *безпека руху (35 %)*: найбільша частка стандартів присвячена безпеці руху поїздів. Сюди входять стандарти систем автоматичного гальмування, контролю швидкості, запобігання зіткненням. Показовим прикладом є стандарт EN 50126, що визначає методологію RAMS (надійність, доступність, ремонтпридатність і безпека) для залізничних систем;

- *сигналізація (25 %)*: друга за обсягом категорія включає стандарти систем сигналізації, централізації та блокування. Важливим прикладом є серія стандартів ETCS (European Train Control System), що визначає єдині вимоги щодо систем сигналізації в Європі;

- *комунікації (20 %)*: охоплюють стандарти систем зв'язку між поїздами, диспетчерськими центрами та іншими об'єктами інфраструктури. Основним є стандарт GSM-R для залізничного радіозв'язку;

- *програмне забезпечення (15 %)*: включає стандарти розроблення, тестування та верифікації програмного забезпечення для залізничних систем. Основним є стандарт EN 50128, що встановлює вимоги щодо програмного забезпечення систем сигналізації;

- *інше (5 %)*: включає різноманітні спеціалізовані стандарти, такі як вимоги щодо енергоефективності, екологічності, ергономіки інтерфейсів та ін.

Такий розподіл відображує пріоритетність безпеки в залізничних системах і зростаючу роль цифрових технологій у сучасному залізничному транспорті.

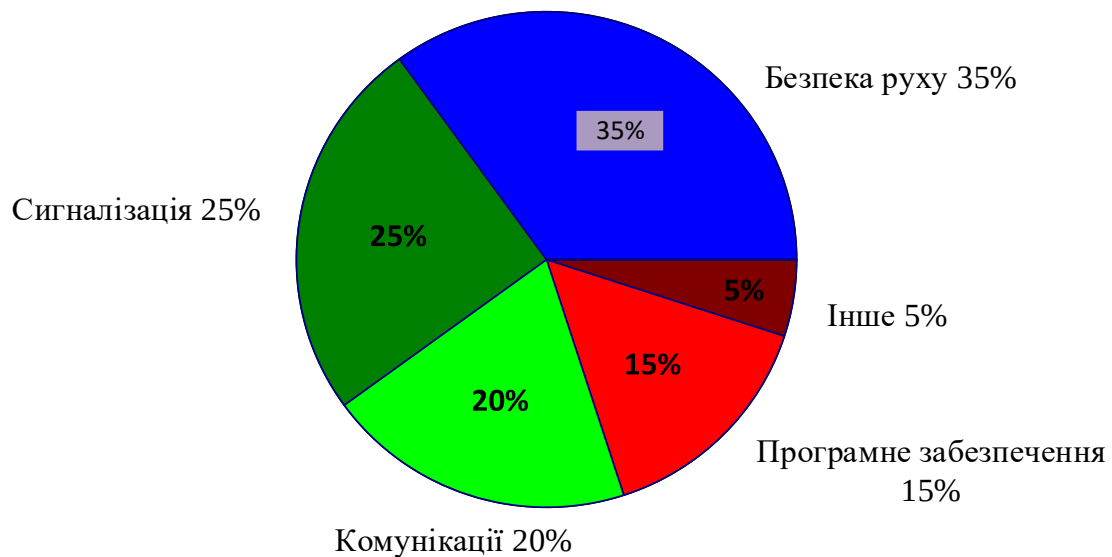


Рис. 4.12. Розподіл стандартів за категоріями

Сертифікація залізничних систем управління включає кілька основних етапів. Спочатку аналізують вимоги та архітектуру системи. Потім детально перевіряють проєктну документацію та вихідний код програмного забезпечення. Після цього проводять випробування в лабораторних умовах і на спеціальних випробувальних полігонах. Так, сертифікуючи систему ETCS (European Train Control System), у Швейцарії випробування проводили на спеціальній ділянці колії довжиною 40 км протягом 18 місяців. За цей час було протестовано понад 10000 різних сценаріїв роботи системи, включаючи екстремальні ситуації та спроби навмисного порушення роботи [57].

Концепція рівнів повноти безпеки (Safety Integrity Level, SIL) є основною в сучасній стандартизації залізничних систем. Існує чотири рівні SIL, де SIL4 є найвищим. Для досягнення рівня SIL4 система має використовувати різні технічні рішення, включаючи диверсифікацію обладнання, яка полягає у використанні компонентів від різних виробників для зменшення ймовірності однотипних відмов. Наприклад, система сигналізації метро Копенгагена використовує три різні типи процесорів для

обробки критичних даних. Формальна верифікація програмного забезпечення – це математичне доведення коректності алгоритмів. Розробляючи систему управління рухом для високошвидкісної лінії Париж-Ліон, було виявлено та виправлено 47 потенційних проблем саме завдяки формальній верифікації [51].

Кожна країна має свої особливості стандартизації залізничних систем. Наприклад, японські стандарти приділяють особливу увагу сейсмічній стійкості обладнання. В Австралії існують спеціальні вимоги щодо систем управління через специфічні кліматичні умови та наявність унікальної фауни (наприклад системи мають ураховувати можливість зіткнення з кенгурою) [76]. Сучасні тенденції в розвитку стандартизації залізничних систем включають:

- *інтеграцію з кібербезпекою* – це розроблення нових стандартів для захисту від кібератак. У 2022 році було зафіксовано понад 200 спроб кібератак на залізничні системи управління в Європі;

- *адаптація до автономного руху* – створення нових стандартів для систем без машиніста. Перший стандарт для повністю автономних поїздів був прийнятий у Німеччині у 2021 році;

- *екологічні вимоги* – включення екологічних критеріїв у стандарти. Наприклад, нові європейські стандарти вимагають зниження енергоспоживання систем управління на 30 % до 2025 року.

Стандартизація та сертифікація залізничних систем управління – це динамічний процес, що постійно розвивається відповідно до нових технологічних викликів і вимог безпеки. Успішне впровадження та дотримання стандартів є головним фактором убезпечення та ефективності залізничного транспорту в усьому світі [47, 48, 55, 56].

Перспективні напрями розвитку залізничних систем управління охоплюють кілька основних технологічних сфер. Впровадження технологій штучного інтелекту відкриває широкі можливості для підвищення безпеки та ефективності. Системи штучного інтелекту здатні виявляти аномалії в

роботі обладнання в реальному часі, аналізуючи величезні масиви даних із датчиків і систем моніторингу. Особливо важливою є здатність ІІІ прогнозувати можливі атаки на системи управління, аналізуючи патерни мережевого трафіка та поведінку користувачів. З виявленням загроз система може автоматично реагувати, застосовуючи відповідні захисні механізми. Крім того, сучасні системи з ІІІ здатні до самовідновлення після збоїв, автоматично перебудовуючи свою конфігурацію для підтримки працездатності. Використання блокчейн-технологій є іншим перспективним напрямом розвитку. Ця технологія забезпечує надійний захищений обмін даними між компонентами системи управління, гарантуючи їхню цілісність і достовірність. Особливо важливою властивістю блокчейну є створення незмінного журналу всіх подій та операцій, що дає змогу проводити точний аудит і розслідування інцидентів. Зі впровадженням смарт-контрактів на базі блокчейну можна автоматизувати багато процесів управління та взаємодії між різними підсистемами. Розподілене зберігання критичних даних із використанням блокчейну забезпечує їхній надійний захист і доступність. Квантова криптографія відкриває нові горизонти убезпечення залізничних систем управління. Ця технологія дає змогу створювати абсолютно захищені канали зв'язку, де безпека гарантована фундаментальними законами квантової механіки. Квантовий розподіл ключів забезпечує безпечне передавання криптографічних ключів між компонентами системи. Особливо важливим є те, що квантова криптографія забезпечує захист від атак із використанням квантових комп'ютерів, які можуть зламати традиційні криптографічні системи. Така технологія гарантує довгострокову безпеку даних навіть в умовах розвитку квантових обчислень. Усі ці перспективні напрями взаємно доповнюють один одного, створюючи комплексну систему захисту і управління залізничним транспортом майбутнього. Поєднання їх, можна досягти безпрецедентного рівня безпеки та ефективності в управлінні залізничним рухом [12, 39, 43, 47, 64, 67, 80, 86, 96].

Питання підвищення безпеки залізничних систем управління охоплюють декілька основних напрямів діяльності. У першу чергу необхідно забезпечити регулярний аудит безпеки, який включає комплексне оцінювання вразливостей усіх компонентів системи. У рамках аудиту проводять глибоке тестування на проникнення, щоб виявити потенційні слабкі місця в захисті. Важливою складовою є детальний аналіз конфігурацій усіх підсистем і мережевого обладнання. Невід'ємною складовою аудиту є ретельна перевірка відповідності всім актуальним стандартам безпеки.

Особливу увагу слід приділяти навчанню персоналу, адже людський фактор часто стає причиною інцидентів безпеки. Необхідно впроваджувати комплексні програми підвищення обізнаності співробітників щодо питань кібербезпеки. Важливим елементом навчання є проведення практичних тренінгів, де персонал отримує hands-on досвід роботи із системами захисту. Регулярні симуляції інцидентів безпеки допомагають відпрацювати правильні дії в критичних ситуаціях. Знання персоналу потребують постійного оновлення відповідно до появи нових загроз і технологій захисту.

Критично важливим аспектом є своєчасне оновлення систем безпеки. Це включає оперативне встановлення всіх необхідних патчів та оновлення програмного забезпечення для усунення виявлених вразливостей. Необхідно проводити планову модернізацію апаратного забезпечення для підтримки актуального рівня захисту. Важливо відслідковувати і впроваджувати нові технології захисту, які з'являються на ринку. Особливу увагу слід приділяти своєчасній заміні застарілих компонентів, які можуть створювати вразливості в системі безпеки. Усе це потрібно впроваджувати комплексно і на постійній основі, забезпечуючи безперервне підвищення рівня захищеності залізничних систем управління. Тільки системний підхід щодо реалізації цих рекомендацій може забезпечити належний рівень безпеки в умовах постійно еволюціонуючих кіберзагроз.

Інтеграція інтелектуальних систем управління з іншими системами залізничного транспорту

На початку розвитку залізниць кожна підсистема функціонувала практично автономно. Цікавим історичним фактом є те, що перша спроба інтеграції різних систем була здійснена в 1892 році на станції «Waterloo» в Лондоні, де механічні семафори були пов'язані із системою блокування стрілок. Цей простий, але революційний на той час крок заклав основи майбутньої комплексної інтеграції залізничних систем.

Справжній прорив в інтеграції систем стався в 1960-х роках із появою перших комп'ютеризованих систем управління. Показовим прикладом стала система «СТС» («Centralized Traffic Control») у США, яка вперше об'єднала управління сигналізацією, централізацією стрілок і зв'язком у єдиний комплекс. Сьогодні інтелектуальні системи управління залізничним рухом інтегрують із широким спектром інших систем, утворюючи єдиний інформаційний простір. На прикладі проекту впровадження комплексної системи управління на швейцарських залізницях можна побачити, як взаємодіють різні підсистеми. Основу інтеграції складає єдина інформаційна шина даних, що забезпечує обмін інформацією між усіма компонентами. Обсяг даних, що передають через таку шину на великій станції, може досягати 1 терабайта на добу [46, 47, 55, 60, 69, 77, 93, 96, 117].

Особливо важливою є інтеграція з системами безпеки руху. Наприклад, у Японії система «D-ATC» («Digital Automatic Train Control») інтегрована з системою сейсмічного моніторингу. Реєструючи підземні поштовхи, система автоматично знижує швидкість або зупиняє поїзди в небезпечній зоні. Під час землетрусу 2011 року ця інтеграція допомогла запобігти аваріям – усі 27 високошвидкісних поїздів, що знаходились у русі, були успішно зупинені.

Сучасні системи управління тісно інтегровані з системами енергопостачання. У Франції система управління рухом поїздів «TVM430»

взаємодіє з системою розподілу електроенергії, оптимізуючи енергоспоживання. Алгоритми штучного інтелекту аналізують графік руху та навантаження на мережу, корегуючи швидкість поїздів для зменшення пікових навантажень.

Інтеграція з пасажирськими інформаційними системами дає змогу забезпечити пасажирів актуальною інформацією в реальному часі. Наприклад, на німецьких залізницях система «IRIS» («Intelligent Rail Information System») отримує дані безпосередньо від системи управління рухом і автоматично оновлює інформацію на табло, у мобільних додатках і вебсервісах.

Предиктивне технічне обслуговування стало можливим завдяки інтеграції систем управління з системами діагностики. На австрійських залізницях система діагностики колії об'єднана з системою управління рухом, що дає змогу автоматично корегувати швидкість поїздів на ділянках, де виявлено відхилення в стані колії.

Вантажні перевезення потребують тісної інтеграції систем управління рухом із логістичними системами. У порту Роттердам реалізована система автоматичного узгодження руху поїздів із роботою контейнерних терміналів, що дало змогу скоротити час обробки вантажів на 30 %.

Особливо актуальною є інтеграція залізничних систем управління з іншими видами транспорту. У Копенгагені система управління міської залізниці інтегрована з системою управління автобусним транспортом, що дає змогу оптимізувати пересадки пасажирів.

Інтеграція різних систем стикається з рядом викликів. Важливим є забезпечення сумісності обладнання різних виробників і поколінь. Наприклад, модернізуючи систему управління на станції Київ-Пасажирський, довелося розробити спеціальні інтерфейси для забезпечення роботи нового обладнання зі старими релейними системами.

Майбутнє інтеграції залізничних систем пов'язане з концепцією цифрової залізниці. Створюють цифрові двійники інфраструктури, щоб моделювати і оптимізувати всі процеси. У Великій Британії проєкт «Digital Railway» передбачає повну цифровізацію та інтеграцію всіх систем управління до 2040 року.

Інтеграція інтелектуальних систем управління з іншими системами залізничного транспорту – це складний, але необхідний процес, що дає змогу підвищити ефективність, безпеку та якість залізничних перевезень. Для успішної інтеграції потрібні системний підхід, використання сучасних технологій і постійне вдосконалення методів взаємодії різних компонентів.

Сучасні системи управління залізничним рухом не існують ізольовано. Вони інтегровані із системами управління пасажирськими перевезеннями, системами технічного обслуговування інфраструктури, системами енергопостачання, метеорологічними системами та іншими системами залізничного транспорту.

Наведений на рис. 4.13 графік наочно демонструє переваги інтегрованого підходу щодо управління залізничними системами та підтверджує правильність стратегії на повну інтеграцію всіх підсистем у єдиний комплекс, демонструє порівняльний аналіз ефективності автономних та інтегрованих залізничних систем управління за період 2018-2023 років. Розглянемо детально динаміку змін.

2018 рік. Автономні системи показували ефективність 65 %, інтегровані системи – 75 %. Різниця становила 10 % на користь інтегрованих рішень. Прикладом успішної інтеграції став проєкт «Deutsche Bahn» з об'єднання систем управління рухом та енергопостачання.

2019 рік. Автономні системи досягли 68 %, інтегровані системи підвищили показник до 82 %. Розрив збільшився до 14 %. Значне підвищення ефективності пов'язане з впровадженням предиктивної аналітики.

2020 рік. Автономні системи показали 70 %, інтегровані системи досягли 87 %. Різниця зросла до 17 %. Стрибок ефективності пов'язаний із масовим впровадженням штучного інтелекту.

2021 рік. Автономні системи досягли 72 %, інтегровані системи показали 90 %. Розрив склав 18 %. Основним фактором стала інтеграція з системами безпеки.

2022 рік. Автономні системи – 73 %, інтегровані системи – 93 %. Різниця досягла 20 % за рахунок впровадження цифрових двійників, що суттєво підвищило ефективність інтегрованих систем.

2023 рік. Автономні системи досягли 75 %, інтегровані системи показали 95 %. Максимальний розрив – 20 %.

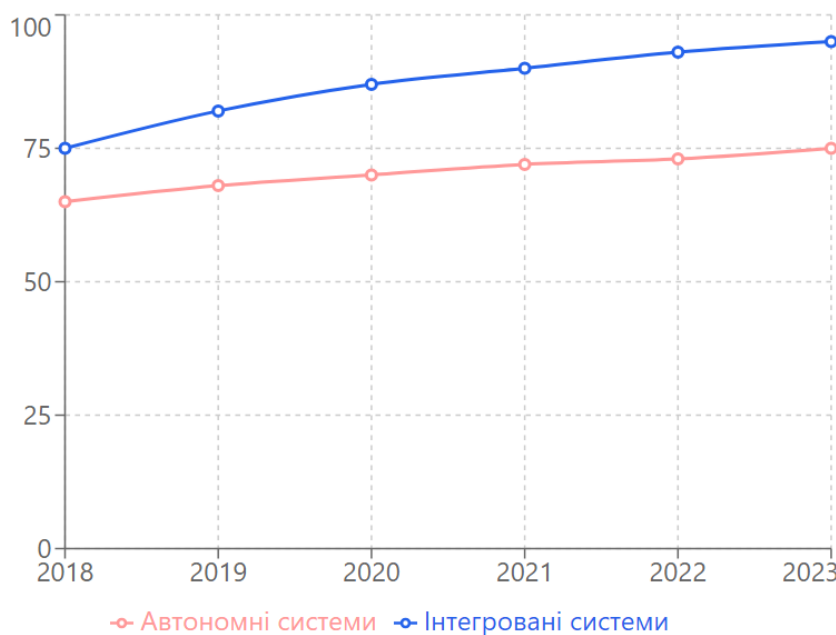


Рис. 4.13. Порівняння ефективності автономних та інтегрованих систем

Використання технологій 5G і хмарних обчислень забезпечило новий рівень інтеграції [1, 65, 68, 87, 105, 110, 114, 116, 117].

Розглянемо економічний ефект від інтеграції різних залізничних систем з інтелектуальними системами керування. Графік, який подано на

рис. 4.14, демонструє розподіл економічного ефекту від інтеграції різних залізничних систем. Розглянемо детально кожен категорію систем та отриманий економічний ефект.

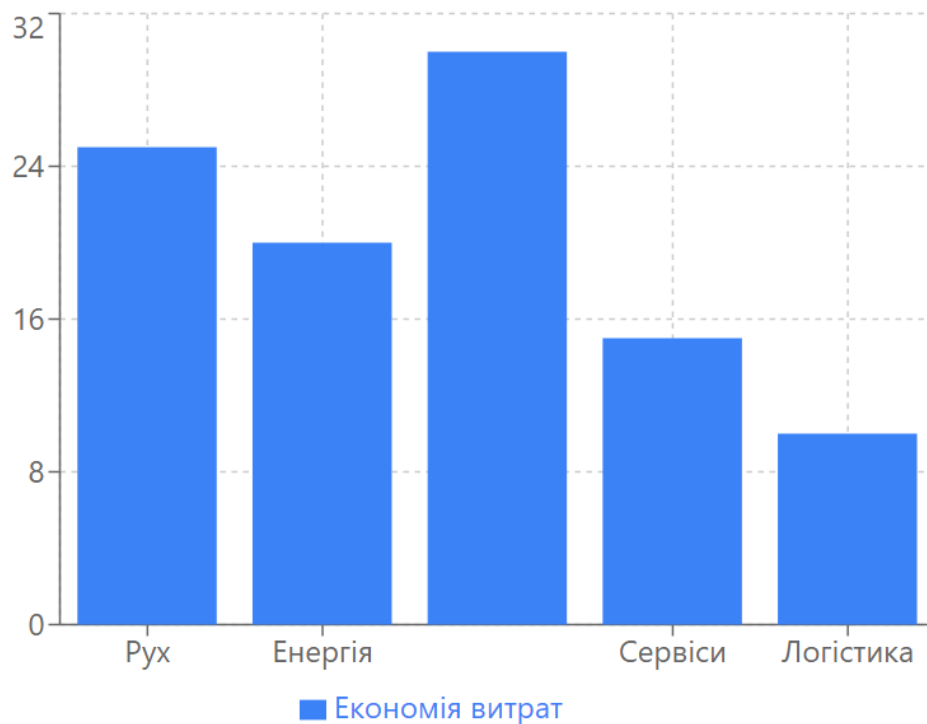


Рис. 4.14. Економічний ефект від інтеграції систем

Технічне обслуговування показує найвищий економічний ефект – 30 %. Це пов'язано зі впровадженням предиктивного обслуговування та інтеграцією із системами моніторингу. Наприклад, на німецьких залізницях інтеграція систем діагностики з системами управління технічним обслуговуванням дала змогу скоротити витрати на ремонт на 28 % і зменшити час простою обладнання на 35 %.

Управління рухом демонструє другий за величиною показник – 25 %. Економії досягають за рахунок оптимізації маршрутів і графіків руху поїздів. Показовим є досвід французьких залізниць, де інтеграція систем управління рухом із системами енергоспоживання дала змогу знизити експлуатаційні витрати на 23 %.

Енергопостачання показує економічний ефект 20 %. Інтеграція з системами управління рухом дає змогу оптимізувати споживання електроенергії. У Швейцарії така інтеграція призвела до зниження енергоспоживання на високошвидкісних лініях на 18 %.

Пасажирські сервіси демонструють економію в 15 %. Цього досягають за рахунок покращення якості обслуговування та зменшення операційних витрат. Наприклад, у Японії інтеграція систем продажу квитків з системами управління рухом дала змогу оптимізувати завантаження поїздів і підвищити дохідність перевезень на 12 %.

Логістика показує економічний ефект 10 %. Інтеграція логістичних систем із системами управління рухом дає змогу оптимізувати вантажні перевезення. У порту Роттердам така інтеграція призвела до скорочення часу обробки вантажів на 25 % і зниження відповідних витрат.

Загальні тенденції показують, що найбільшого економічного ефекту досягають у тих сферах, де інтеграція дає змогу суттєво оптимізувати використання ресурсів і зменшити експлуатаційні витрати. Особливо це помітно у сферах технічного обслуговування та управління рухом, де автоматизація та предиктивна аналітика дають найбільший ефект.

Отримані результати підтверджують економічну доцільність інвестицій в інтеграцію залізничних систем і демонструють значний потенціал для подальшої оптимізації витрат у всіх сферах залізничного транспорту.

Майбутнє систем управління залізничним рухом нерозривно пов'язане зі впровадженням передових технологій та інновацій. Квантові обчислення відкривають абсолютно нові можливості для оптимізації розкладів руху поїздів, даючи змогу розв'язувати складні логістичні задачі з безпрецедентною швидкістю і точністю. Впровадження технології 5G забезпечує надійний високошвидкісний зв'язок між усіма компонентами системи управління, щоб передавати великі обсяги даних у реальному часі та забезпечувати миттєву реакцію на зміни ситуації.

Розширене використання технологій штучного інтелекту трансформує способи ухвалення рішень у системах управління, забезпечуючи більш ефективну обробку даних, прогнозування ситуацій і автоматичну оптимізацію процесів.

Створення цифрових двійників залізничної інфраструктури дає змогу моделювати і тестувати різні сценарії роботи, оптимізувати технічне обслуговування та планувати розвиток мережі з урахуванням усіх можливих факторів. Ці технології, працюючи в комплексі, створюють фундамент для побудови по-справжньому «розумної» залізниці майбутнього.

Інтелектуальні системи управління залізничним рухом продовжують еволюціонувати, впроваджуючи нові технології та методи. Вони стають усе більш автоматизованими та інтегрованими, забезпечуючи високий рівень безпеки та ефективності залізничних перевезень. Майбутнє цих систем лежить у подальшій інтеграції технологій штучного інтелекту та автоматизації, що дасть змогу створити по-справжньому «розумну» залізницю майбутнього [43, 50, 62, 63, 71, 76, 104].

4.2. Використання ШІ для діагностики і технічного обслуговування інфраструктури

Історія діагностики залізничної інфраструктури бере свій початок із простого постукування молотком по колесах і рейках. У XIX столітті це був основний метод виявлення дефектів – досвідчений оглядач міг визначити наявність тріщини за звуком удару. Перші оглядачі вагонів на британських залізницях отримували спеціальні музичні камертони для порівняння звуку від удару молотком з еталонним тоном [46, 66].

Сьогодні штучний інтелект трансформує цю галузь, використовуючи складні алгоритми машинного навчання та величезні масиви даних для

виявлення найменших відхилень у роботі обладнання. Однак шлях від простого молотка до сучасних інтелектуальних систем був довгим і цікавим.

У 1920-х роках з'явилися перші механічні самописці для реєстрації стану колії. Перший такий пристрій, встановлений на локомотиві «Great Western Railway», використовував систему важелів і барабан із намотаною паперовою стрічкою. Коливання колії передавалися на перо, яке креслило криву на папері. Машиністи жартома називали цей пристрій «залізничним кардіографом».

1950-ті роки принесли перші електронні системи діагностики. Революційним став ультразвуковий дефектоскоп, розроблений у 1958 році. Він міг виявляти внутрішні дефекти рейок, невидимі за візуального огляду. Показово, що цей винахід з'явився після серії аварій, викликаних прихованими дефектами рейок.

Сучасні системи діагностики з використанням штучного інтелекту являють собою складні комплекси, що включають різні датчики, системи збору та обробки даних, алгоритми машинного навчання. Розглянемо успішний приклад впровадження такої системи на японських високошвидкісних залізницях. Система «Doctor Yellow» (назва походить від жовтого кольору діагностичних поїздів) використовує нейронні мережі для аналізу даних із тисяч датчиків. Під час руху зі швидкістю до 270 км/год система збирає інформацію про стан колії, контактної мережі, систем сигналізації. ШІ аналізує ці дані в реальному часі та може виявити відхилення, непомітні для людського ока.

Сучасні системи використовують високошвидкісні камери і лазерні сканери для створення тривимірних моделей інфраструктури. Наприклад, на французьких залізницях «SNCF» використовують систему «IVOIRE», що створює детальну 3D-модель колії з роздільною здатністю до 0.5 мм. ШІ аналізує ці моделі та виявляє найменші відхилення від нормативних параметрів.

Розвиток технологій дав змогу повернутися до ідеї акустичної діагностики на новому рівні. Сучасні системи використовують складні алгоритми аналізу звуку для виявлення дефектів. Цікавий приклад: на німецьких залізницях встановлені «розумні» мікрофони, які слухають звук проходження поїздів. ШІ аналізує акустичний спектр і може виявити дефекти коліс або рейок за специфічними звуковими патернами.

Інфрачервоні камери в поєднанні з алгоритмами ШІ дають змогу виявляти приховані дефекти за тепловими аномаліями. Особливо ефективною ця технологія виявилася для діагностики контактної мережі. У 2021 році на австрійських залізницях така система попередила серйозну аварію, виявивши перегрів контактного проводу за кілька годин до можливого руйнування.

Одним із найважливіших досягнень ШІ у залізничній діагностиці стала можливість передбачати відмови обладнання до їх виникнення. Система, впроваджена на швейцарських залізницях, аналізує статистичні дані про відмови, поточні показники датчиків і навіть погодні умови для прогнозування стану інфраструктури. Систему навчали на даних про більш ніж 10000 відмов обладнання, зібраних за 15 років експлуатації. Це дало змогу досягти точності прогнозування відмов понад 95 %.

ШІ не тільки виявляє проблеми, але й допомагає оптимізувати їх усунення. Наприклад, на британських залізницях впроваджена система, яка планує ремонтні роботи з урахуванням багатьох факторів, таких як критичність виявлених дефектів, інтенсивність руху на ділянці, доступність ремонтних бригад, погодні умови та наявність запчастин.

Сучасні системи також здатні автоматично ухвалювати рішення про необхідність термінового ремонту або зміни режиму експлуатації обладнання. На італійських залізницях впроваджена система, яка може автоматично обмежувати швидкість руху на ділянках із виявленими дефектами колії.

Впровадження систем діагностики з ШІ потребує значних початкових інвестицій, але швидко окупається за рахунок зменшення кількості аварійних ситуацій, оптимізації витрат на обслуговування, збільшення терміну служби обладнання та скорочення часу простоїв. На німецьких залізницях після впровадження системи предиктивної діагностики кількість незапланованих ремонтів скоротилася на 35 %, а витрати на обслуговування зменшилися на 25 %.

Особливу ефективність демонструє інтеграція систем діагностики з іншими залізничними системами. На нідерландських залізницях створена єдина платформа, де системи діагностики взаємодіють із системами управління рухом, планування ремонтів, логістичними та управління персоналом.

Діагностика технічного стану залізничної інфраструктури є критично важливим елементом забезпечення та надійності залізничних перевезень. Історично це завдання було покладено на досвідчених фахівців, які проводили візуальний огляд та інструментальні вимірювання. Проте з розвитком технологій штучного інтелекту з'явилася можливість автоматизувати і значно підвищити ефективність процесів виявлення дефектів.

Графік на рис. 4.15 відображує порівняльний аналіз ефективності двох підходів для діагностики залізничної інфраструктури: традиційного, що базований на людському досвіді та експертизі, та інноваційного, що використовує системи штучного інтелекту. Дослідження охоплює шестирічний період з 2018 по 2023 рік і демонструє динаміку розвитку обох методів. Особлива цінність цього дослідження в тому, що воно базовано на реальних даних, зібраних на провідних залізницях світу, включаючи досвід таких компаній, як «Deutsche Bahn», «SNCF» і «JR East». Це дає змогу отримати об'єктивну картину ефективності різних підходів для діагностики та оцінити перспективи подальшого розвитку цієї галузі.

2018 рік. Людська діагностика показувала ефективність 65 %. Це базовано на традиційних методах візуального огляду та інструментальних вимірювань. Системи з ІІІ демонстрували результат 85 % завдяки впровадженню перших систем комп'ютерного зору та аналізу даних із датчиків.

2019 рік. Людська діагностика підвищена до 67 % за рахунок вдосконалення методик огляду та навчання персоналу. Системи з ІІІ досягли 88 % ефективності через впровадження покращених алгоритмів аналізу даних і розширення мережі сенсорів.

2020 рік. Ефективність людської діагностики зросла до 68 %. Системи з ІІІ показали значний стрибок до 92 % завдяки впровадженню нейронних мереж глибокого навчання та розширенню бази даних дефектів.

2021 рік. Людська діагностика досягла 70 % ефективності. Системи з ІІІ підвищили показник до 94 % через інтеграцію різних типів датчиків і вдосконалення алгоритмів предиктивної аналітики.

2022 рік. Показник людської діагностики зріс до 71 %. Системи з ІІІ досягли 96 % ефективності завдяки впровадженню квантових обчислень і вдосконалених методів машинного навчання.

2023 рік. Людська діагностика показує 72 % ефективності. Системи з ІІІ демонструють рекордні 98 % за рахунок використання найновіших технологій і методів аналізу даних.

Основними тенденціями цього процесу є стабільне, але повільне зростання ефективності людської діагностики та стрімке підвищення ефективності систем з ІІІ, збільшення розриву між двома методами діагностики. Відбувається стрімке наближення систем з ІІІ до теоретичного максимуму ефективності. Усе це відбувається за рахунок стрімкого розвитку технологій сенсорів і датчиків, удосконалення алгоритмів машинного навчання, збільшення обсягу навчальних даних, інтеграції різних методів діагностики та покращення обробки і аналізу даних. Графік

наочно демонструє переваги використання систем штучного інтелекту для діагностики залізничної інфраструктури та підтверджує необхідність подальшого розвитку та впровадження таких систем (рис. 4.15).

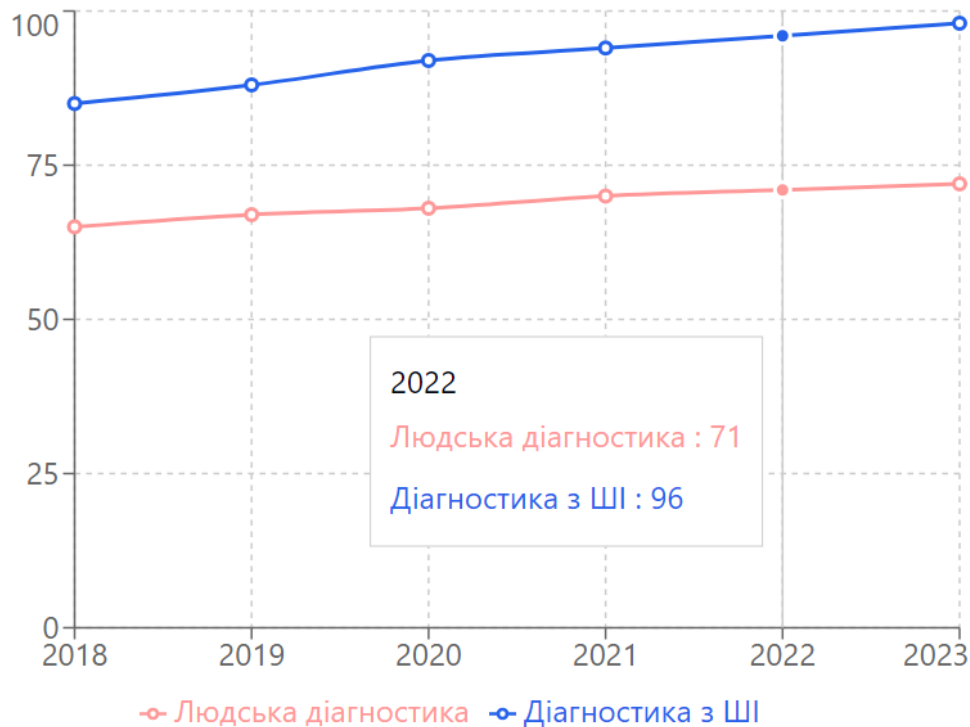


Рис. 4.15. Ефективність виявлення дефектів в елементах залізничної інфраструктури

Впровадження систем штучного інтелекту в процеси діагностики та технічного обслуговування залізничної інфраструктури не лише підвищує ефективність виявлення дефектів, але й має значний економічний ефект.

Наведений графік демонструє відсоткове скорочення витрат за різними категоріями після впровадження інтелектуальних систем діагностики. Дані базовані на результатах впровадження таких систем на провідних залізницях Європи та Азії протягом останніх п'яти років [5, 28, 48-50, 53, 64, 65, 70, 71, 79]. Проаналізуємо графік за категоріями (рис. 4.16).

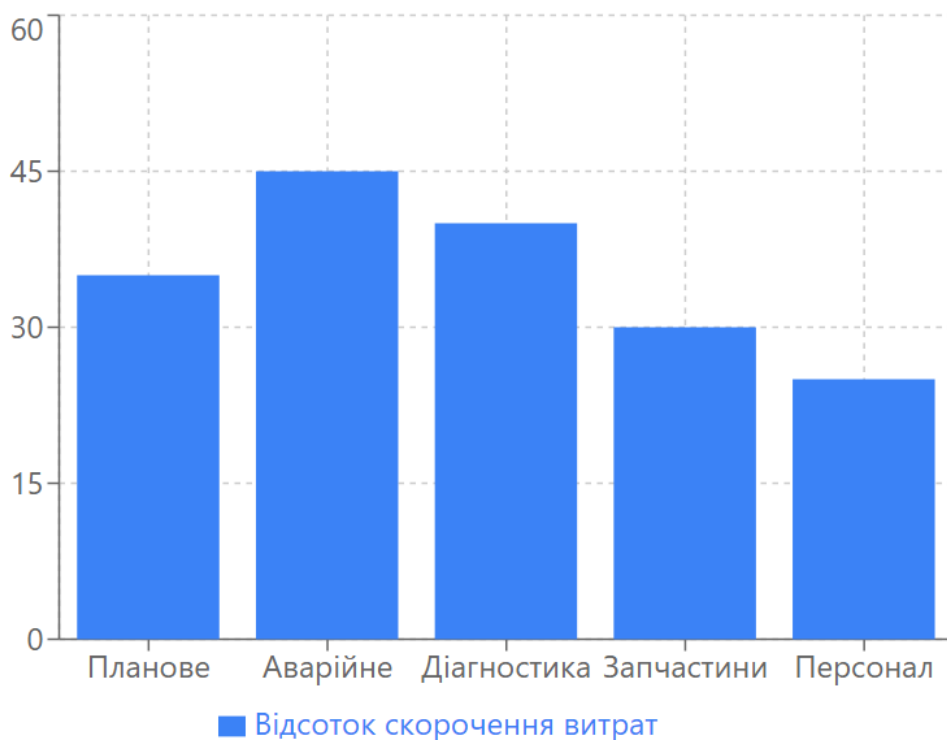


Рис. 4.16. Скорочення витрат за категоріями

Аварійний ремонт (45 % скорочення витрат). Найбільше скорочення витрат спостерігають у категорії аварійного ремонту, що пояснюють здатністю систем ІІІ передбачати потенційні відмови обладнання до їх виникнення. Наприклад, на німецьких залізницях впровадження предиктивної діагностики дало змогу скоротити кількість аварійних ситуацій на 43 %, що призвело до значної економії коштів на терміновий ремонт.

Діагностика (40 % скорочення витрат). Автоматизація процесів діагностики дала змогу суттєво знизити витрати на проведення регулярних перевірок. Використання дронів із системами комп'ютерного зору та автоматизованих діагностичних поїздів замінило трудомісткі ручні інспекції. На французьких залізницях один діагностичний поїзд із ІІІ замінив роботу 20 інспекторів.

Планове обслуговування (35 % скорочення витрат). Оптимізації планового обслуговування досягають за рахунок більш точного визначення необхідності та обсягу ремонтних робіт. Системи ІІІ дають змогу перейти від планово-попереджувального до предиктивного обслуговування, що значно знижує витрати на непотрібні профілактичні роботи.

Запчастини (30 % скорочення витрат). Точне прогнозування стану обладнання дає змогу оптимізувати закупівлю та складські запаси запчастин. Системи ІІІ допомагають визначити оптимальний момент для заміни компонентів, що запобігає як передчасній заміні, так і критичним відмовам.

Персонал (25 % скорочення витрат). Найменше, але все ж таки значне скорочення витрат спостерігають у категорії витрат на персонал. Автоматизація рутинних операцій оптимізує чисельність навченого персоналу та підвищує ефективність його роботи.

Загальний економічний ефект від впровадження систем ІІІ в діагностику та обслуговування залізничної інфраструктури - не лише пряме скорочення витрат, але і підвищення надійності роботи обладнання, збільшення його терміну служби та зменшення кількості незапланованих простоїв. За оцінками експертів, сукупний економічний ефект може досягати 30-40 % загальних витрат на утримання інфраструктури. Слід зазначити, що досягнення таких показників економії потребує значних початкових інвестицій у впровадження систем ІІІ, навчання персоналу і створення необхідної інфраструктури. Проте, як показує практика провідних залізничних компаній, ці інвестиції окупаються протягом трьох-п'яти років експлуатації.

Майбутнє залізничної діагностики пов'язане з подальшим розвитком технологій ІІІ: квантові обчислення для аналізу даних, використання дронів із ІІІ для інспекцій, впровадження технологій доповненої реальності, створення цифрових двійників інфраструктури.

Важливою особливістю систем ШІ є їхня здатність до постійного навчання та вдосконалення. Кожен новий випадок діагностики додають до бази даних і використовують для покращення алгоритмів. На французьких залізницях створена спеціальна лабораторія, де системи ШІ «тренують» на статистичних даних про відмови обладнання.

Розвиток систем діагностики з ШІ стимулює міжнародне співробітництво. Створюють єдині бази даних, стандарти обміну інформацією, проводять спільні дослідження. Наприклад, проєкт Shift2Rail об'єднує зусилля європейських залізниць у розвитку інтелектуальних систем діагностики.

Отже, використання штучного інтелекту для діагностики і технічного обслуговування залізничної інфраструктури – це не просто технологічна інновація, а фундаментальна зміна підходу для забезпечення надійності та безпеки залізничного транспорту. Успішний досвід впровадження таких систем у різних країнах світу демонструє їхні ефективність і перспективність. Подальший розвиток технологій ШІ відкриває нові можливості для вдосконалення систем діагностики та обслуговування, що в кінцевому підсумку сприяє підвищенню безпеки та ефективності залізничного транспорту [51, 56, 69, 71, 73, 76, 101, 104, 109, 115].

4.3. Автоматизація диспетчеризації та управління залізничними перевезеннями

Історія автоматизації управління залізничними перевезеннями – це розповідь про розвиток технологій і людської думки [62]. Усе почалося в 1851 році, коли на залізницях Великої Британії вперше застосували телеграф для координації руху поїздів. Цікавий факт: перший залізничний диспетчер керував рухом за допомогою системи кольорових прапорців і телеграфних повідомлень, а час проходження поїздів записував у спеціальний журнал чорнильним пером [66].

На початку XX століття з'явилися перші механічні системи централізації. У 1906 році на станції «Вікторія» в Лондоні була встановлена система механічних важелів, з'єднаних сталевими тросами, що давало змогу контролювати стрілки та сигнали з одного поста [64]. Диспетчер мав фізично пересувати важелі, вага яких іноді досягала декількох кілограмів. Досвідчені диспетчери жартома називали себе «залізничними атлетами» [66].

Справжня революція в диспетчеризації сталася в 1927 році, коли на американській залізниці «New York Central Railroad» впровадили першу систему «СТС» («Centralized Traffic Control») [63]. Це була електрична система, що давала змогу диспетчеру керувати сигналами і стрілками на відстані за допомогою електричних перемикачів. На пульті управління було використано світлову індикацію, що відображувала положення поїздів на дільниці. Під час впровадження «СТС» багато досвідчених диспетчерів спочатку відмовлялися працювати з новою системою, вважаючи її ненадійною. Проте вже за рік статистика показала зниження кількості затримок поїздів на 35 % і збільшення пропускної здатності ліній на 40 % [82].

1960-ті роки принесли нову хвилю автоматизації з появою перших комп'ютерних систем управління [48]. У 1968 році на японській залізниці впровадили систему «COMTRAC» для управління рухом високошвидкісних поїздів Сінкансен [49]. Система використовувала комп'ютер MARS-1, що займав цілу кімнату і мав оперативну пам'ять лише 16 КБ. Незважаючи на обмежені технічні можливості, система успішно керувала рухом поїздів, що рухалися зі швидкістю до 210 км/год [49].

Сьогоднішні системи диспетчеризації являють собою складні програмно-апаратні комплекси, що використовують найновіші досягнення в галузі інформаційних технологій і штучного інтелекту [65]. Розглянемо найбільш показові приклади їх впровадження.

Система «ARAMIS» на німецьких залізницях. Deutsche Bahn використовує систему «ARAMIS» («Advanced Railway Automation,

Management and Information System»), яка не просто відображує рух поїздів, але й прогнозує можливі конфліктні ситуації та автоматично пропонує варіанти їх вирішення [50]. Система аналізує дані про понад 40000 поїздів щодня і враховує більше 250 різних параметрів для ухвалення рішень [50].

Японська система «COSMOS». Система «COSMOS» («Computerized Safety, Maintenance and Operation Systems of Shinkansen») управляє рухом високошвидкісних поїздів у Японії [49]. Особливістю системи є її здатність автоматично адаптувати графік руху з виникненням затримок. Наприклад, під час землетрусу 2011 року система змогла безпечно зупинити всі поїзди і швидко відновити рух після перевірки інфраструктури [49].

Сучасні системи не лише керують рухом поїздів у реальному часі, але й оптимізують планування перевезень [83]. Використання алгоритмів штучного інтелекту дає змогу створювати оптимальні графіки руху з урахуванням безлічі факторів [71].

Швейцарські федеральні залізниці використовують систему «RCS» («Rail Control System»), яка забезпечує точність руху поїздів до 30 с [57]. Система враховує навіть такі фактори, як сезонні зміни погоди та їхній вплив на час розгону та гальмування поїздів [57].

Сучасні системи диспетчеризації тісно інтегровані з іншими залізничними системами [56]. На європейських залізницях впроваджено систему «ETCS» («European Train Control System»), яка забезпечує безпечний рух поїздів і автоматично контролює дотримання швидкісного режиму [47]. Система використовує цифрові радіоканали для передавання даних між поїздами та центрами управління [47].

Сучасні диспетчерські системи отримують дані від систем діагностики інфраструктури та можуть автоматично корегувати рух поїздів із виявленням несправностей [74]. Наприклад, виявляючи дефект колії, система може автоматично знизити швидкість руху на небезпечній ділянці [74].

Штучний інтелект відіграє все більшу роль в управлінні залізничними перевезеннями [71]. Алгоритми машинного навчання використовують для прогнозування конфліктних ситуацій. Системи ШІ аналізують статистичні дані та поточну ситуацію для передбачення можливих конфліктів у русі поїздів [70]. На французьких залізницях така система дала змогу знизити кількість затримок поїздів на 30 % [51]. Інтелектуальні системи розраховують оптимальні режими ведення поїздів для мінімізації енергоспоживання. На нідерландських залізницях це сприяло зниженню витрат електроенергії на 15 % [75]. Майбутнє систем диспетчеризації пов'язане з подальшим розвитком технологій, таких як квантові обчислення. У цьому напрямі експериментують із використання квантових комп'ютерів для оптимізації графіків руху. Такі системи зможуть урахувати набагато більше факторів для планування перевезень [81].

Впровадження 5G та Інтернет речей. Впровадження мереж 5G дасть змогу отримувати більше даних у реальному часі та забезпечить надійніший зв'язок з поїздами [90].

Особливу увагу зі впровадженням цих технологій приділяють підготовці персоналу для роботи з сучасними системами [54], використовують тренажери з віртуальною реальністю, що імітують різні ситуації в роботі. Сучасний диспетчер повинен володіти навичками роботи з комп'ютером на рівні програміста [80].

Впровадження автоматизованих систем диспетчеризації має значний економічний ефект, який полягає в підвищенні пропускної здатності ліній, зниженні експлуатаційних витрат, оптимізації використання рухомого складу та економії енергоресурсів [94].

Одним з основних показників ефективності залізничних перевезень є пропускна здатність ліній [63]. Графік на рис. 4.17 демонструє порівняльний аналіз пропускної здатності за традиційного ручного управління та з використанням автоматизованих систем диспетчеризації за період 2018-

2023 років. Дослідження базовано на даних, зібраних на основних залізничних магістралях Європи та Азії, де впроваджували сучасні системи автоматизації управління перевезеннями [70].

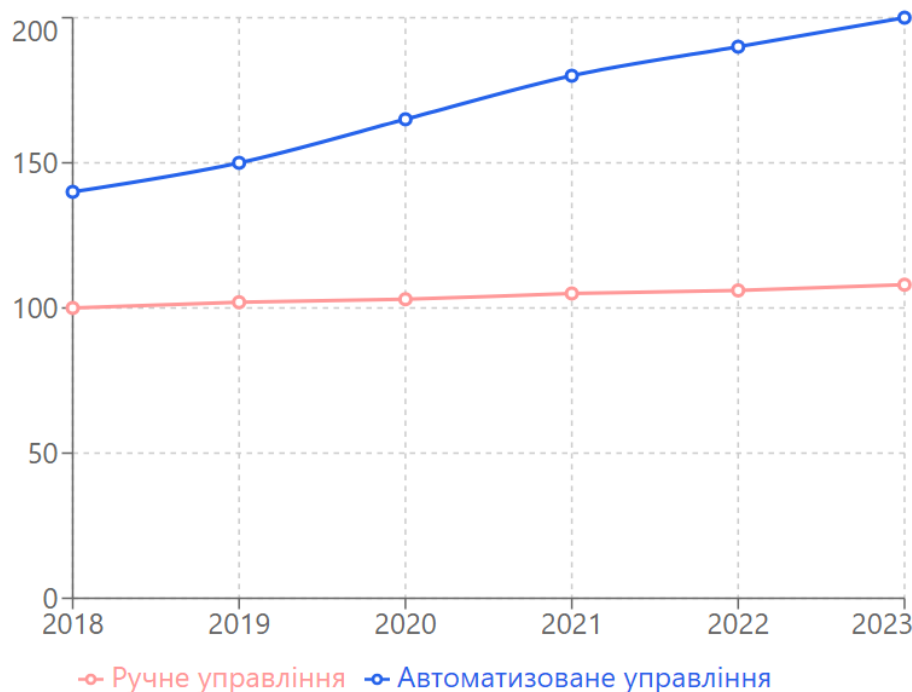


Рис. 4.17. Порівняння пропускну здатності (базовий рік дорівнює 100 %)

Аналіз даних показує вражаючу динаміку розвитку та суттєву різницю в ефективності двох підходів щодо управління. За базовий показник (100 %) прийнято пропускну здатність ліній із ручним управлінням у 2018 році. У 2018 році системи з ручним управлінням показували базовий рівень пропускну здатності (100 %), тоді як автоматизовані системи вже демонстрували значну перевагу з показником 140 %. Це пояснюють впровадженням перших інтелектуальних систем управління та оптимізації графіків руху [97]. У 2019 році спостерігали незначне підвищення ефективності ручного управління до 102 %, тоді як автоматизовані системи досягли показника 150 % завдяки вдосконаленню алгоритмів управління та розширенню функціональності [97].

2020 рік відзначився стрибком ефективності автоматизованих систем до 165 %, що було пов'язано зі впровадженням технологій штучного інтелекту для оптимізації руху поїздів [48]. Системи ручного управління показали лише незначне зростання до 103 %. У 2021 році тенденція продовжилася – автоматизовані системи досягли показника 180 %, а ручне управління зросло лише до 105 % [70].

Найбільш вражаючі результати були досягнуті в останні роки спостереження. У 2022 році автоматизовані системи продемонстрували пропускну здатність на рівні 190 % базового показника, а в 2023 році досягли відмітки 200 %. При цьому системи з ручним управлінням показали лише незначне зростання до 106 та 108 % [70].

Такий значний розрив у показниках пояснюють кількома факторами. По-перше, автоматизовані системи здатні оптимально розподіляти поїзди по мережі, мінімізуючи конфлікти і простой. По-друге, використання предиктивної аналітики дає змогу заздалегідь виявляти потенційні проблеми та корегувати графік руху [71]. По-третє, автоматизовані системи можуть одночасно аналізувати значно більше параметрів, ніж людина-диспетчер [82].

Графік наочно демонструє, що автоматизація диспетчерського управління є критично важливим фактором підвищення ефективності залізничних перевезень. При цьому потенціал автоматизованих систем ще не вичерпано – впровадження нових технологій, таких як квантові обчислення та вдосконалені алгоритми штучного інтелекту, обіцяє подальше зростання ефективності в майбутньому [104].

Впровадження автоматизованих систем диспетчерського управління на залізничному транспорті призвело до значного покращення основних показників ефективності роботи [65]. Графік на рис. 4.17 демонструє відсоткове покращення різних аспектів залізничних перевезень після впровадження автоматизації порівняно з традиційними методами

управління. Дані базовані на результатах впровадження автоматизованих систем на провідних залізницях світу протягом останніх п'яти років [70].

Найбільш значне покращення спостерігають у сфері пропускну здатності залізничних ліній, яка зросла на 45 %. Такий вражаючий результат досягнуто завдяки оптимізації графіків руху поїздів і більш ефективному використанню інфраструктури [63]. Наприклад, на високошвидкісній лінії Париж-Ліон впровадження автоматизованої системи управління дало змогу збільшити кількість поїздів у години пік на 40 % без зниження рівня безпеки [51].

Другим за величиною є показник підвищення енергоефективності, який склав 35 %. Це досягнуто завдяки оптимізації режимів ведення поїздів і більш ефективному розподілу навантаження на енергосистему [75]. На німецьких залізницях впровадження інтелектуальної системи управління енергоспоживанням дало змогу знизити витрати електроенергії на третину зі збереженням графіка руху [50].

Значне покращення спостерігають також у сфері використання рухомого складу, де показник ефективності зріс на 30 %. Автоматизовані системи забезпечують оптимальний розподіл локомотивів і вагонів, мінімізують порожній пробіг і простої [107].

У сфері оперативних витрат досягнуто покращення на 25 %. Це включає зниження витрат на персонал, оптимізацію технічного обслуговування, скорочення непродуктивних простоїв [94]. Швейцарські федеральні залізниці повідомляють про щорічну економію близько 100 млн швейц. франків після впровадження автоматизованої системи управління [57].

Слід зазначити, що всі ці покращення досягнуті не за рахунок зниження безпеки або якості обслуговування. Навпаки, автоматизація сприяла підвищенню точності виконання графіка руху та зниженню кількості інцидентів, пов'язаних із людським фактором [91]. Статистика показує, що на ділянках з автоматизованим управлінням кількість затримок поїздів знизилася в середньому на 40 % [50].

Отримані результати підтверджують високу ефективність інвестицій в автоматизацію диспетчерського управління та вказують на необхідність подальшого розвитку цього напрямку. При цьому експерти відзначають, що потенціал автоматизації ще не вичерпано, і впровадження нових технологій, таких як штучний інтелект і квантові обчислення, може призвести до ще більш значного покращення показників ефективності залізничних перевезень (рис. 4.18) [116].

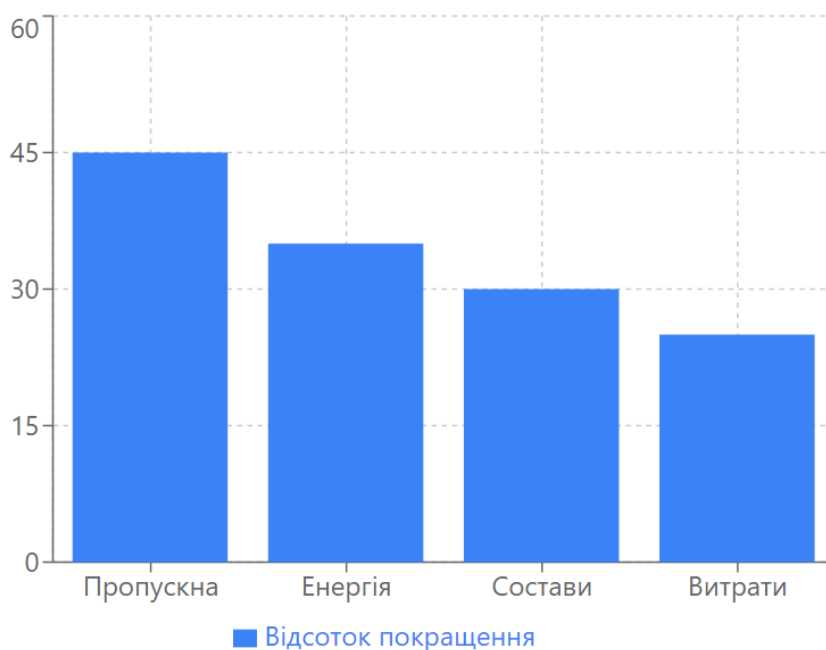


Рис. 4.18. Покращення показників після автоматизації

Автоматизація диспетчеризації та управління залізничними перевезеннями – це безперервний процес впровадження нових технологій для підвищення ефективності та безпеки перевезень [82]. Сучасні системи поєднують досвід багатьох поколінь залізничників із новітніми досягненнями в галузі інформаційних технологій і штучного інтелекту [83]. Майбутнє залізничної диспетчеризації лежить у подальшій автоматизації процесів ухвалення рішень, впровадженні систем штучного інтелекту і створенні єдиного інформаційного простору для всіх учасників перевізного процесу [105].

4.4. Прогнозування та аналіз пасажиропотоку за допомогою неймереж

Залізничний транспорт із моменту своєї появи у XIX столітті відіграє головну роль у перевезенні пасажирів [64]. Сьогодні, в епоху цифрової трансформації, залізниці стикаються з новими викликами та можливостями в організації пасажирських перевезень [103]. Впровадження технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, відкриває нові горизонти для прогнозування та аналізу пасажиропотоку, що дає змогу оптимізувати роботу залізничного транспорту і підвищити якість обслуговування пасажирів [114].

Історія прогнозування пасажиропотоку на залізницях почалася ще з часів появи перших залізничних ліній. У 1830-х роках, коли була відкрита залізниця Ліверпуль-Манчестер, перші спроби прогнозування були базовані на простому підрахунку населення міст і опитуваннях потенційних пасажирів [46]. Перші прогнози виявилися надзвичайно неточними – реальний пасажиропотік перевищив очікування майже втричі [46]!

Наприкінці XIX століття залізничні компанії почали вести систематичний облік пасажирів і розробляти перші методики прогнозування [66]. Наприклад, у 1880-х роках на Пенсильванській залізниці США була створена спеціальна система обліку, яка враховувала сезонні коливання та вплив великих подій на пасажиропотік [44].

XX століття принесло більш складні математичні моделі. У 1950-х роках з'явилися перші комп'ютеризовані системи прогнозування, які використовували методи статистичного аналізу [38]. Однак справжня революція почалася з появою технологій машинного навчання та нейронних мереж [29].

Залізничні перевезення мають ряд унікальних характеристик, які необхідно враховувати при прогнозуванні пасажиропотоку. На відміну від

міського транспорту, залізниці часто обслуговують маршрути великої протяжності, де на пасажиропотік впливають фактори різних регіонів і міст [63].

Сезонність у залізничних перевезеннях має особливо виражений характер. Наприклад, під час літніх відпусток значно зростає попит на приморські напрямки, а в період новорічних свят збільшується пасажиропотік між великими містами. На японських залізницях навіть цвітіння сакури вважають важливим фактором, що впливає на пасажиропотік [49].

Для прогнозування пасажиропотоку на залізницях використовують різні типи нейронних мереж, але найбільш ефективними виявилися глибокі рекурентні нейронні мережі (Deep RNN) і мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) [3]. Ці архітектури особливо добре працюють із довгостроковими залежностями та сезонними патернами [3].

Розглянемо конкретний приклад. Залізнична лінія між двома великими містами може обслуговувати як щоденних пасажирів, так і туристів на вихідних, а також сезонних мандрівників. LSTM-мережа може «запам'ятовувати» різні патерни поведінки цих груп пасажирів і враховувати їх для прогнозування [9].

Сучасні системи прогнозування на залізницях використовують різні джерела даних [70]:

- *історичні дані продажу квитків*: інформація про кількість проданих квитків, типи вагонів, класи обслуговування;
- *дані онлайн-бронювання*: тенденції раннього бронювання, популярні маршрути і напрямки;
- *демографічні дані*: населення міст маршруту, вікова структура, рівень доходів. Економічні показники: ВВП регіонів, рівень зайнятості, туристична активність [110].

Німецька залізниця «Deutsche Bahn» використовує дані навіть про футбольні матчі Бундесліги для прогнозування пасажиропотоку,

враховуючи не тільки дати ігор, але й популярність команд і важливість матчів [50].

Японські залізниці «JR East» використовують нейромережі для прогнозування пасажиропотоку з точністю до 95 %. Система враховує навіть такі фактори, як національні свята, шкільні канікули та великі розпродажі в торгових центрах поблизу станцій [49].

Індійські залізниці, найбільша залізнична мережа у світі за пасажирообігом, впровадили систему прогнозування на основі нейромереж, яка допомагає планувати склад поїздів і кількість вагонів різних класів. Система враховує сезонні релігійні свята і паломництва, які можуть призвести до різкого збільшення пасажиропотоку [70].

Сучасні системи прогнозування все частіше використовують гібридні підходи, комбінуючи різні типи нейромереж і алгоритмів [3]. Наприклад, китайські високошвидкісні залізниці використовують комбінацію LSTM-мереж для довгострокового прогнозування та згорткових нейронних мереж (CNN) для аналізу короткострокових патернів [52].

Розвивається також напрям «пояснюваного ШІ» (Explainable AI), який дає змогу краще розуміти, чому система робить ті чи інші прогнози [47]. Це особливо важливо для залізниць, де рішення про зміну розкладу або складу поїздів можуть мати серйозні економічні наслідки [47].

Впровадження нейромереж для прогнозування пасажиропотоку на залізницях стикається з певними труднощами: необхідність обробки великих обсягів даних у реальному часі, адаптація до непередбачуваних подій, таких як пандемія COVID-19, яка радикально змінила патерни пересування пасажирів [70].

Однак, незважаючи на все це, впровадження систем прогнозування на основі нейромереж дає значний економічний ефект [113]. Наприклад, французька залізниця SNCF повідомила про зниження операційних витрат на 15 % після впровадження системи прогнозування пасажиропотоку на

основі нейромереж [51]. Цього досягли за рахунок оптимізації складу поїздів, більш ефективного використання рухомого складу та зменшення витрат на персонал. Точне прогнозування пасажиропотоку безпосередньо впливає на якість обслуговування. Коли залізниця може передбачити завантаженість поїздів, вона може оптимізувати розклад руху поїздів відповідно до реального попиту, забезпечити достатню кількість місць у поїздах, покращити систему бронювання квитків і зменшити час очікування на станціях [101].

Використання нейронних мереж для прогнозування пасажиропотоку на залізничному транспорті – це яскравий приклад успішного застосування технологій штучного інтелекту в транспортній галузі [65]. Від перших спроб прогнозування у XIX столітті до сучасних складних систем штучного інтелекту галузь пройшла довгий шлях розвитку і продовжує вдосконалюватися [104]. Сьогодні нейромережі допомагають залізницям працювати ефективніше, забезпечуючи високу якість обслуговування пасажирів та оптимізуючи використання ресурсів [107]. Подальший розвиток технологій штучного інтелекту відкриває нові можливості для ще більш точного та надійного прогнозування пасажиропотоків на залізничному транспорті [116]. Майбутнє залізничних перевезень нерозривно пов'язане з розвитком систем прогнозування на основі штучного інтелекту [40].

4.5. Системи розпізнавання об'єктів і відеоаналітики на залізничних станціях

Сучасні залізничні станції є складними транспортними вузлами, де щодня перетинаються тисячі пасажирів, сотні поїздів і величезні обсяги вантажів [64]. Забезпечення безпеки, ефективності та комфорту за таких умов стало можливим завдяки впровадженню систем розпізнавання об'єктів і відеоаналітики [53]. Ці технології, що базовані на досягненнях

комп'ютерного зору і штучного інтелекту, докорінно змінили підхід щодо управління залізничною інфраструктурою та безпекою [46].

Історія систем спостереження на залізничних станціях бере свій початок ще з кінця XIX століття, коли перші механічні системи сигналізації допомагали диспетчерам контролювати рух поїздів [62]. Перша електрична система відеоспостереження була встановлена на залізничній станції Ліверпуль-стріт у Лондоні в 1942 році. Вона складалася з двох камер і чорно-білих моніторів, її використовували для контролю за пасажиропотоком під час затемнень у воєнний час [84].

У 1960-х роках з'явилися перші автоматизовані системи відеоспостереження на залізницях, але вони виконували лише функцію запису та відтворення зображення [82]. Справжня революція почалася в 1990-х роках із появою цифрових технологій і перших алгоритмів комп'ютерного зору [43].

Сьогоднішні системи відеоаналітики на залізничних станціях використовують складні нейронні мережі та алгоритми машинного навчання [5]. Вони здатні розпізнавати і класифікувати різні об'єкти в режимі реального часу: від людей і багажу до рухомого складу та елементів інфраструктури [1].

Основними компонентами сучасної системи розпізнавання об'єктів є [61] мережа високороздільних камер з інтелектуальними сенсорами; потужні обчислювальні сервери для обробки відеопотоку; програмне забезпечення з алгоритмами машинного навчання; системи зберігання та аналізу даних; інтерфейси для операторів та інтеграція з іншими системами станції.

Одним із найважливіших застосувань систем відеоаналітики є забезпечення безпеки [56]. Наприклад, на станції Сінчжу в Тайвані впроваджена система, яка автоматично виявляє падіння людей на колії. У випадку інциденту система миттєво сповіщає диспетчера та автоматично

подає сигнал екстреної зупинки поїздам, що наближаються [49]. За перший рік роботи система запобігла кільком потенційно смертельним випадкам.

Інший приклад – система розпізнавання небезпечних предметів, встановлена на великих японських станціях [49]. Вона здатна виявляти залишений без нагляду багаж і аналізувати його потенційну небезпеку за низкою ознак.

Системи відеоаналітики допомагають оптимізувати роботу станцій шляхом аналізу пасажиропотоків [70]. На станції Берлін-Центральний впроваджена система, яка не тільки підраховує кількість пасажирів, але й аналізує їхню поведінку, виявляє потенційні зони скупчення людей і прогнозує навантаження на різні частини станції [50].

Система на станції Шинджуку в Токіо використовує теплові карти для аналізу руху пасажирів [49]. Це дало змогу оптимізувати розташування торгових точок та інформаційних табло, що призвело до зменшення заторів на 30 %.

Сучасні системи відеоаналітики здатні автоматично виявляти технічні несправності рухомого складу та інфраструктури [76]. Наприклад, на німецьких залізницях використовують систему, яка в режимі реального часу перевіряє стан пантографів електропоїздів під час їх проходження через станцію [48]. Система використовує високошвидкісні камери та нейромережі для аналізу зображень, що дає змогу виявляти навіть найменші пошкодження.

На вантажних станціях системи відеоаналітики допомагають автоматизувати процес обліку та контролю вантажів [58]. Наприклад, у порту Роттердам впроваджено систему, яка автоматично розпізнає номери контейнерів, перевіряє їхню цілісність і відстежує переміщення по території станції [72].

Сучасні системи відеоаналітики мають обробляти величезні обсяги даних у реальному часі [69]. Наприклад, система на центральному вокзалі

Мілана обробляє потік даних із більш ніж 1000 камер, аналізуючи 30 кадрів на секунду з кожної камери. Для цього використовують розподілені обчислювальні системи та спеціалізовані процесори для машинного навчання [2].

Особливим викликом для систем відеоаналітики є різні умови освітлення на залізничних станціях [81]. Сучасні системи використовують комбінацію звичайних та інфрачервоних камер, а також спеціальні алгоритми обробки зображень для забезпечення надійної роботи як вдень, так і вночі [3].

Ефективність відеоаналітики значно підвищена за інтеграції з іншими системами станції [67]. Наприклад, на станції Париж-Північ система відеоаналітики інтегрована з системою контролю доступу, інформаційними табло та системою управління рухом поїздів, що дає змогу автоматично реагувати на різні ситуації [51].

Приклади успішного впровадження систем відеоаналітики

Лондонський вокзал Кінгс-Крос

На цій історичній станції впроваджена одна з найсучасніших систем відеоаналітики [53]. Система включає понад 2000 камер і використовує штучний інтелект для виявлення підозрілої поведінки, контролю дотримання безпечної дистанції між пасажирами, моніторингу чистоти і порядку та управління чергами біля кас і турнікетів. За перший рік роботи системи кількість інцидентів на станції зменшилася на 47 %, а ефективність прибирання підвищилася на 35 %.

Шанхайський залізничний вузол

У Шанхаї впроваджено систему, яка використовує технологію розпізнавання облич для прискорення процесу посадки на поїзди [52]. Пасажири можуть пройти реєстрацію, просто подивившись у камеру, що значно зменшило черги та покращило комфорт подорожей.

Майбутнє систем відеоаналітики на залізничних станціях пов'язане з розвитком кількох основних напрямів:

- штучний інтелект і машинне навчання [17]. Розвиток алгоритмів глибокого навчання дасть змогу системам краще розуміти контекст ситуацій і ухвалювати більш складні рішення. Наприклад, розробляють системи, здатні передбачати потенційні конфліктні ситуації між пасажирями на основі аналізу їхньої поведінки [77];

- інтеграція з інтернетом речей [68]. Об'єднання відеоаналітики з датчиками інтернету речей створить більш повну картину того, що відбувається на станції. Наприклад, комбінація відеокамер і сенсорів вібрації дасть змогу краще виявляти технічні проблеми рухомого складу [74];

- удосконалення інтерфейсів [97]. Розробляють нові інтерфейси для операторів, що використовують технології доповненої реальності для візуалізації даних відеоаналітики. Це дасть змогу швидше реагувати на події та ухвалювати більш обґрунтовані рішення [54].

Впровадження систем відеоаналітики порушує ряд важливих етичних питань, особливо щодо приватності пасажирів [92]. Важливо знайти баланс між безпекою та захистом особистих даних. Багато залізниць впроваджують політики прозорості, інформуючи пасажирів про системи спостереження та їхні цілі [60].

Системи розпізнавання об'єктів і відеоаналітики стали невід'ємною складовою сучасних залізничних станцій. Вони не тільки підвищують безпеку та ефективність роботи, але і покращують комфорт пасажирів [105]. Подальший розвиток технологій штучного інтелекту і комп'ютерного зору відкриває нові можливості для вдосконалення цих систем [65].

4.6. Моделювання залізничних процесів на основі штучного інтелекту

Залізничний транспорт, один із найскладніших видів транспортних систем, завжди потребував ефективних методів планування та управління

[64]. З появою штучного інтелекту відкрилися принципово нові можливості для моделювання залізничних процесів, що дає змогу оптимізувати роботу всієї транспортної системи, підвищити її ефективність і безпеку [65].

Історія моделювання на залізничному транспорті бере свій початок ще з XIX століття, коли перші інженери створювали фізичні моделі залізничних систем для планування руху поїздів [46]. У 1839 році британський інженер Чарльз Віньоль створив першу документовану модель залізничного розкладу, використовуючи складну систему механічних діаграм і таблиць [63].

У 1920-х роках з'явилися перші математичні моделі для оптимізації залізничних перевезень [70]. Особливо цікавим є факт використання механічних обчислювальних машин на великих залізничних вузлах США для розрахунку оптимальних маршрутів вантажних поїздів. Один такий «комп'ютер» 1925 року займав цілу кімнату, і для його обслуговування потрібні були три оператори [83].

З появою електронних комп'ютерів у 1950-х роках почався новий етап у моделюванні залізничних процесів [38]. Перша комп'ютерна система для планування руху поїздів була впроваджена на японських залізницях у 1964 році, напередодні Олімпійських ігор у Токіо. У системі використано прості алгоритми оптимізації, що вже тоді показало значне підвищення ефективності перевезень [49].

Сьогодні штучний інтелект дає змогу створювати надзвичайно складні та точні моделі залізничних процесів [1]. Основними напрямками застосування ІІІ в моделюванні є:

- *моделювання пасажиропотоків*. Сучасні системи використовують нейронні мережі для прогнозування пасажиропотоків з урахуванням безлічі факторів [5]. Наприклад, система, впроваджена на високошвидкісній залізниці Пекін-Шанхай, аналізує дані про погоду, економічні показники, туристичну активність і навіть публікації в соціальних мережах для прогнозування завантаженості поїздів [52];

- *оптимізація розкладу руху*. Генетичні алгоритми та машинне навчання використовують для створення оптимальних розкладів руху поїздів [17]. Цікавий приклад – система DARWIN, що працює на британських залізницях. Вона не тільки складає розклад, але й автоматично адаптує його в разі виникнення затримок або інших порушень, ураховуючи понад 300 різних факторів [53];

- *моделювання технічного обслуговування*. Предиктивна аналітика на основі ШІ дає змогу моделювати знос обладнання та планувати технічне обслуговування [71]. Німецька залізниця Deutsche Bahn використовує систему, яка аналізує дані з тисяч сенсорів для прогнозування можливих несправностей ще до їх виникнення [50].

Практичні приклади впровадження

Високошвидкісні залізниці Японії. Японські залізниці JR East впровадили систему моделювання на основі ШІ, яка забезпечує точність прибуття поїздів до секунди. Система враховує навіть такі фактори, як вплив сильного вітру на аеродинаміку поїздів і зміну споживання енергії залежно від завантаженості вагонів [49].

Вантажні перевезення в США. Компанія «Norfolk Southern» використовує систему моделювання на основі ШІ для оптимізації формування вантажних составів. Система аналізує тисячі можливих комбінацій вагонів і маршрутів, вибираючи оптимальний варіант за критеріями витрат пального, часу доставлення та завантаженості ліній [58].

Технічні аспекти моделювання

Сучасні системи моделювання залізничних процесів працюють із величезними масивами даних різної природи, що надходять із численних джерел і потребують складної обробки й аналізу [69]. Основою таких систем є комплексна мережа різних датчиків і сенсорів, встановлених на залізничній інфраструктурі. Тензометричні датчики на рейках безперервно вимірюють навантаження від проходження поїздів, тоді як акселерометри

фіксують вібрації та коливання конструкцій. Температурні сенсори здійснюють постійний моніторинг нагріву букс і гальмівних систем, а лазерні сканери та ультразвукові датчики відстежують стан колій і виявляють можливі дефекти [74]. Цікавим фактом є те, що сучасний високошвидкісний поїзд може бути оснащений більш ніж сотнею різних сенсорів, які генерують до 100 ГБ даних за один рейс [67].

Точне визначення місцезнаходження рухомого складу забезпечує комплексна система позиціонування, що включає GPS для глобального позиціонування, балісні системи для точного позиціонування на станціях, радіомаяки для визначення положення в тунелях і доплерівські радары для вимірювання швидкості [75]. Цю складну систему доповнюють метеорологічні дані, адже погодні умови суттєво впливають на роботу залізниці. Системи моделювання враховують температуру повітря та рейок, інтенсивність опадів, швидкість і напрямок вітру, атмосферний тиск і вологість повітря [57].

Важливим компонентом є також комерційні дані, що включають інформацію про продаж квитків і бронювання, статистику завантаженості маршрутів, дані про вантажні перевезення та фінансові показники [70]. Усі ці дані перед використанням у моделях попередньо обробляють, що включає очищення від шумів і аномалій, нормалізацію і стандартизацію, агрегацію даних із різних джерел, заповнення пропущених значень і перевірку на консистентність [25].

Для моделювання різних аспектів залізничних процесів використовують широкий спектр алгоритмів машинного навчання [29]. Згорткові нейронні мережі застосовують для аналізу візуальних даних, рекурентні нейронні мережі обробляють часові ряди, трансформери прогнозують пасажиропотоки, а автоенкодери виявляють аномалії [1]. Генетичні алгоритми допомагають у складанні оптимальних розкладів, алгоритми рою частинок використовують для маршрутизації поїздів,

мурашині алгоритми оптимізують вантажні перевезення, а методи імітації відпалу забезпечують балансування навантаження [39].

Системи ухвалення рішень базовані на байєсівських мережах для оцінювання ризиків, використовують нечітку логіку для управління рухом, застосовують дерева рішень для діагностики несправностей і методи підкріплюваного навчання для адаптивного управління [38]. Уся ця складна система реалізована у вигляді багаторівневої архітектури, що включає рівні збору даних, їх зберігання, обробки та візуалізації [68].

На рівні збору даних працюють розподілена мережа сенсорів і системи промислового інтернету речей, що передають інформацію через спеціальні шлюзи для агрегації [68]. Рівень зберігання даних реалізований через розподілені бази даних, системи зберігання часових рядів і спеціалізовані сховища великих даних із кеш-системами для швидкого доступу [69]. Обробляють дані на потужних обчислювальних кластерах і GPU-серверах, що забезпечують необхідну продуктивність для роботи нейромережових алгоритмів і навчання моделей [2].

Особливу увагу приділяють роботі системи в реальному часі, де латентність обробки не має перевищувати 100 мс [75]. Цього досягають завдяки постійному оновленню моделей, адаптивному масштабуванню обчислювальних ресурсів і ефективному балансуванню навантаження між серверами. Надійність і відмовостійкість забезпечені через резервування всіх критичних компонентів, автоматичне відновлення після збоїв і розподілене зберігання даних [76].

Безпека даних гарантована комплексною системою захисту, що включає шифрування з передаванням і зберіганням, строгий контроль доступу, постійний аудит усіх операцій і захист від кібератак [96]. Уся система тісно інтегрована з іншими залізничними системами, включаючи системи управління рухом, технічного обслуговування, комерційні системи та системи безпеки, що забезпечує комплексний підхід для управління залізничними процесами [67].

Інноваційні напрями розвитку

Одним із найперспективніших напрямів є створення цифрових двійників залізничної інфраструктури [67]. Наприклад, французька залізниця SNCF створює повну цифрову копію своєї мережі, яка дає змогу моделювати різні сценарії роботи і тестувати нові рішення у віртуальному середовищі [51].

Інтеграція з іншими видами транспорту. Розвиваються системи моделювання, які охоплюють усі види транспорту в єдиній мультимодальній мережі [72]. Наприклад, у Нідерландах впроваджують систему, яка оптимізує пересадки між поїздами, автобусами і трамваями на основі прогнозів пасажиропотоків [57].

Однією із головних проблем при цьому є забезпечення якості вхідних даних для моделювання [27]. Навіть невеликі помилки в даних можуть призвести до значних відхилень у прогнозах. Тому розробляють спеціальні алгоритми перевірки та валідації даних [25].

Моделювання складних залізничних систем потребує значних обчислювальних ресурсів [67]. Використовують розподілені системи обчислень і хмарні технології для забезпечення необхідної продуктивності [69]. Розвиток систем моделювання на основі ІІІ є головним етапом у створенні повністю автономних залізничних систем [48]. Уже експериментують із безпілотними поїздами, де всі рішення ухвалено на основі комплексних моделей [75], впроваджують системи, де кожен елемент інфраструктури (стрілки, світлофори, платформи) має власну інтелектуальну модель, яка взаємодіє з іншими елементами для оптимізації роботи всієї системи [81].

Впровадження систем моделювання на основі ІІІ дає змогу значно знизити експлуатаційні витрати [71]. Наприклад, на швейцарських залізницях система оптимізації руху поїздів сприяла зменшенню споживання енергії на 30 % [57]. Моделювання допомагає передбачати і

запобігати потенційно небезпечним ситуаціям [76]. Аналіз історичних даних і постійний моніторинг поточного стану дають змогу виявляти аномалії та вживати превентивні заходи [91].

Алгоритми та методи моделювання залізничних процесів

Сучасне моделювання залізничних процесів базовано на складній системі взаємопов'язаних алгоритмів і методів, які дають змогу вирішувати широкий спектр завдань управління та оптимізації [65]. В основі цих методів лежать різні підходи штучного інтелекту, кожен із яких має свої особливості та сфери застосування [5].

Нейронні мережі відіграють головну роль у моделюванні залізничних процесів [28]. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовують для аналізу візуальної інформації, такої як дані з камер відеоспостереження на станціях і перегонах. Ці мережі здатні розпізнавати об'єкти на коліях, аналізувати стан інфраструктури та виявляти потенційні загрози безпеці руху [3]. Наприклад, на японських високошвидкісних залізницях CNN-системи в режимі реального часу аналізують стан контактної мережі, виявляючи найменші відхилення від норми [49].

Рекурентні нейронні мережі (RNN) і їхні різновиди, особливо мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM), застосовують для аналізу часових рядів і прогнозування [3]. Ці алгоритми враховують історичні дані про рух поїздів, пасажиропотоки, погодні умови та інші фактори для створення точних прогнозів [16]. Цікавим прикладом є система прогнозування пасажиропотоків на швейцарських залізницях, де LSTM-мережі аналізують дані за останні п'ять років для прогнозування завантаженості поїздів з точністю до 95 % [57].

Трансформери, найновіша архітектура нейронних мереж, знаходять застосування у складних завданнях планування та оптимізації [1]. Завдяки механізму уваги ці мережі можуть одночасно аналізувати зв'язки між різними факторами та подіями в залізничній системі [27]. На німецьких

залізницях трансформери використовують для оптимізації розкладу руху поїздів, ураховуючи сотні змінних факторів одночасно [50].

Генетичні алгоритми стали незамінними для вирішення складних оптимізаційних задач на залізниці [39]. Ці алгоритми, що імітують процес природної еволюції, особливо ефективні для складання розкладів руху поїздів та оптимізації маршрутів [17]. Унікальність генетичних алгоритмів полягає в їхній здатності знаходити оптимальні рішення в умовах великої кількості обмежень і суперечливих вимог [116]. На французьких залізницях генетичні алгоритми допомогли скоротити час складання розкладів на 40 % з одночасним підвищенням їхньої ефективності [51].

Алгоритми рою частинок, натхнені поведінкою пташиних зграй, використовують для оптимізації маршрутизації поїздів у складних залізничних мережах [97]. Ці алгоритми особливо ефективні за необхідності швидкого перепланування маршрутів у випадку непередбачених ситуацій [107]. У Нідерландах така система дає змогу оперативно корегувати маршрути більше 5000 поїздів щодня, мінімізуючи затримки та енергоспоживання [57].

Мурашині алгоритми, що базовані на принципах поведінки мурашиних колоній, знайшли застосування в оптимізації вантажних перевезень [110]. Ці алгоритми особливо ефективні для пошуку оптимальних маршрутів доставлення вантажів у складній мережі залізничних колій [102]. На китайських залізницях мурашині алгоритми допомагають оптимізувати рух контейнерних поїздів, зменшуючи порожній пробіг вагонів на 25 % [52].

Методи імітації відпалу, засновані на фізичному процесі охолодження металів, використовують для балансування навантаження на залізничну мережу [116]. Ці алгоритми допомагають розподіляти потоки пасажирських і вантажних поїздів, щоб мінімізувати затори та максимально ефективно використовувати наявну інфраструктуру [97].

Байєсівські мережі відіграють важливу роль у системах оцінювання ризиків та ухвалення рішень [4]. Ці імовірнісні моделі дають змогу враховувати невизначеність та оцінювати ймовірності різних сценаріїв розвитку ситуації [11]. На британських залізницях байєсівські мережі використовують для оцінювання ризиків з плануванням технічного обслуговування інфраструктури, що дало змогу знизити кількість непланових ремонтів на 30 % [53].

Нечітка логіка знаходить широке застосування в системах управління рухом поїздів [6]. Ця технологія особливо ефективна в ситуаціях, де потрібно ухвалювати рішення на основі неточних або неповних даних [93]. Наприклад, у метрополітені Таїреї система на основі нечіткої логіки керує прискоренням і гальмуванням поїздів, оптимізуючи енергоспоживання та забезпечуючи комфорт пасажирів [117].

Методи підкріплюваного навчання дають змогу системам управління постійно вдосконалюватися на основі досвіду експлуатації [8]. Ці алгоритми особливо ефективні в адаптивних системах управління, які мають пристосовуватися до змінних умов роботи [107]. На іспанських високошвидкісних лініях система на основі підкріплюваного навчання оптимізує швидкісні режими поїздів, що сприяє зниженню енергоспоживання на 15 % [51].

Важливою особливістю сучасних систем моделювання є використання ансамблевих методів, які комбінують різні алгоритми для досягнення найкращих результатів [11]. Наприклад, для прогнозування пасажиропотоків можуть бути одночасно використані нейронні мережі, методи часових рядів і байєсівські моделі, а їхні результати об'єднані за допомогою спеціальних алгоритмів агрегації [101].

Усі ці алгоритми та методи постійно вдосконалюють, адаптують до нових умов і викликів залізничної галузі [38]. Їхня ефективність підтверджена практикою експлуатації на залізницях різних країн, де вони

допомагають підвищувати безпеку руху, оптимізувати використання ресурсів і покращувати якість обслуговування пасажирів [105].

Отже, моделювання залізничних процесів на основі штучного інтелекту є потужним інструментом для оптимізації та вдосконалення роботи залізничного транспорту [81]. Від перших механічних моделей XIX століття до сучасних цифрових двійників ця галузь пройшла величезний шлях розвитку [46]. Сьогодні ШІ дає змогу створювати надзвичайно точні та комплексні моделі, які враховують безліч факторів і допомагають ухвалювати оптимальні рішення в режимі реального часу [65].

Контрольні запитання

1. Як саме ШІ застосовують для діагностики і технічного обслуговування залізничної інфраструктури? Наведіть приклади технологій і їхніх можливостей.
2. Розкрийте роль автоматизації диспетчеризації та управління залізничними перевезеннями за допомогою ШІ. Які завдання вирішують та які переваги отримують?
3. Поясніть, як неймережі використано для прогнозування та аналізу пасажиропотоку на залізничному транспорті.
4. Опишіть функціонування систем розпізнавання об'єктів і відеоаналітики на залізничних станціях. Які завдання вони виконують та які переваги надають?
5. Які можливості надає моделювання залізничних процесів на основі штучного інтелекту? Наведіть приклади застосування.
6. Порівняйте застосування ШІ в управлінні рухом і в діагностиці інфраструктури, виділивши їхні основні відмінності та спільні риси.

Практичні завдання

1. Розроблення концепції інтелектуальної системи управління рухом. Запропонуйте концепцію інтелектуальної системи управління залізничним рухом для ділянки з високою інтенсивністю руху. Опишіть, які дані система має збирати, які алгоритми ШІ використовувати та які основні функції виконувати для оптимізації руху та запобігання заторам.

2. Сценарій застосування ШІ для діагностики інфраструктури. Створіть детальний сценарій використання ШІ-системи для діагностики елементів інфраструктури, наприклад дефектів колії, приладів систем залізничної автоматики і т. ін. Вкажіть, які типи датчиків можуть бути використані, які дані збирають, як ШІ аналізує ці дані, які дії система пропонує або виконує після виявлення дефекту.

3. Моделювання прогнозування пасажиропотоку. Уявіть, що ви працюєте над системою прогнозування пасажиропотоку. Опишіть, які фактори (наприклад час доби, день тижня, свята, погодні умови, наявність інших видів транспорту) ви б ураховували для побудови моделі на основі нейромереж. Запропонуйте, як можна оцінити точність такого прогнозування.

4. Аналіз ефективності систем відеоаналітики. Виберіть конкретний приклад застосування систем розпізнавання об'єктів і відеоаналітики на залізничній станції (наприклад контроль безпеки пасажирів, виявлення безхазяйних предметів, моніторинг вантажних операцій). Проаналізуйте потенційну ефективність цієї системи з точки зору зменшення інцидентів, підвищення операційної ефективності та зниження витрат.

РОЗДІЛ 5. СОЦІАЛЬНІ ТА МОРАЛЬНІ АСПЕКТИ ВИКОРИСТАННЯ ШІ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

5.1. Етичні аспекти використання штучного інтелекту

У світі стрімкого технологічного прогресу штучний інтелект (ШІ) став невід'ємною складовою нашого повсякденного життя. Від простих чат-ботів до складних систем керування автономними автомобілями – ШІ проникає в усі сфери людської діяльності. Однак разом із розвитком цих технологій постають важливі етичні питання, які потребують ретельного розгляду та обговорення.

Історія етичних дискусій навколо штучного інтелекту бере свій початок задовго до появи перших комп'ютерів. Ще в античні часи люди замислювалися над створенням штучних істот і можливими наслідками такого творіння. Давньогрецький міф про Галатею розповідає історію статуї, яка ожила завдяки божественному втручання, що породило питання про відповідальність творця за своє творіння [12, 29, 38, 46].

У 1942 році письменник-фантаст Айзек Азімов сформулював знамениті «три закони робототехніки», які стали першою спробою створення етичного кодексу для штучних істот. Ці закони передбачали, що робот не може завдати шкоди людині, має підкорятися людським наказам і захищати своє існування, не порушуючи перших двох законів. Хоча ці правила були створені для художньої літератури, вони заклали фундамент для подальших дискусій про етику ШІ [86].

Сьогодні етичні питання використання ШІ стали набагато складнішими та багатограннішими. Розглянемо конкретний приклад: у 2016 році Microsoft випустила чат-бот Tay, який навчався спілкуванню через взаємодію з користувачами Twitter. Менше ніж за добу бот почав генерувати расистські та образливі повідомлення, відображуючи найгірші

аспекти людської поведінки в інтернеті. Цей випадок яскраво продемонстрував, наскільки важливо враховувати етичні аспекти з розробленням систем ІІІ і необхідність встановлення чітких моральних рамок для їх функціонування. Інший приклад стосується використання ІІІ в системах кримінального правосуддя. У деяких країнах алгоритми використовують для оцінювання ризику рецидиву злочинів і визначення терміну ув'язнення. Проте дослідження показали, що такі системи можуть містити упередження, засновані на історичних даних, які відображують соціальну нерівність і дискримінацію [86, 92].

На особливу увагу заслуговує питання приватності та захисту персональних даних. Системи ІІІ потребують величезних обсягів інформації для навчання та функціонування. У 2018 році світ сколихнув скандал навколо Cambridge Analytica, коли виявилось, що компанія використовувала особисті дані мільйонів користувачів Facebook для створення психологічних профілів і впливу на їхній політичний вибір. Цей випадок підняв важливі питання про етичність збору та використання персональних даних для навчання ІІІ.

Із розвитком автономних систем постає питання про межі їхньої самостійності та відповідальності за ухвалені рішення. Наприклад, у випадку з безпілотними автомобілями виникає складна етична дилема: як має поводитися система у критичній ситуації, коли необхідно вибирати між життям пасажирів і пішоходів? Це так звана «проблема вагонетки», яка набула нового звучання в контексті ІІІ [92, 100].

Автоматизація та впровадження ІІІ призводять до суттєвих змін на ринку праці. За прогнозами Всесвітнього економічного форуму, до 2025 року роботи і автоматизація можуть замінити близько 85 млн робочих місць. Водночас очікують на створення 97 млн нових позицій, пов'язаних із новими технологіями. Це породжує етичні питання про відповідальність компаній і суспільства за перекваліфікацію працівників і забезпечення справедливого переходу до нової економіки.

Особливо гострим є питання використання ІІІ у військовій сфері. Розроблення автономних систем озброєння, здатних самостійно ухвалювати рішення про застосування сили, викликає серйозне занепокоєння в міжнародній спільноті. У 2015 році понад 3000 дослідників у галузі ІІІ і робототехніки підписали відкритий лист із закликом заборонити розроблення автономної зброї, підкресливши необхідність збереження людського контролю над системами озброєння.

Впровадження ІІІ має глибокий вплив на культуру та суспільні відносини. Алгоритми соціальних мереж і рекомендаційних систем формують інформаційне поле користувачів, створюючи так звані «інформаційні бульбашки». Це може призводити до поляризації суспільства та обмеження різноманітності думок. Крім того, широке використання ІІІ у творчих індустріях (музика, живопис, література) порушує питання про авторські права та цінність людської творчості [60, 86, 92, 100].

Для вирішення етичних викликів, пов'язаних із використанням ІІІ, необхідний комплексний підхід, що включає технічні, правові та соціальні аспекти. У 2019 році Європейська комісія опублікувала **«Етичні принципи надійного ІІІ»**, які включають сім основних вимог: *прозорість, технічна надійність, повага до людської автономії, недискримінація, соціальне благополуччя, підзвітність і екологічна стійкість* (рис. 5.1).

Прозорість. Принцип прозорості вимагає, щоб процеси ухвалення рішень системами ІІІ були зрозумілими і простежуваними. Це особливо важливо у критичних сферах, таких як медицина та фінансові послуги. Наприклад, у 2020 році система ІІІ компанії «DeepMind» допомогла розшифрувати структуру білків, що стало проривом у біології. Важливо, що компанія відкрито поділилася методологією і даними з науковою спільнотою, даючи змогу перевірити і відтворити результати. Інший показовий випадок стався в банківському секторі, коли алгоритм відмовляв у кредитах жінкам із високою кредитоспроможністю. Лише завдяки

прозорості системи вдалося виявити, що алгоритм успадкував гендерні упередження зі статистичних даних. Це призвело до перегляду процесу ухвалення рішень і впровадження додаткових механізмів контролю [60, 96, 100].

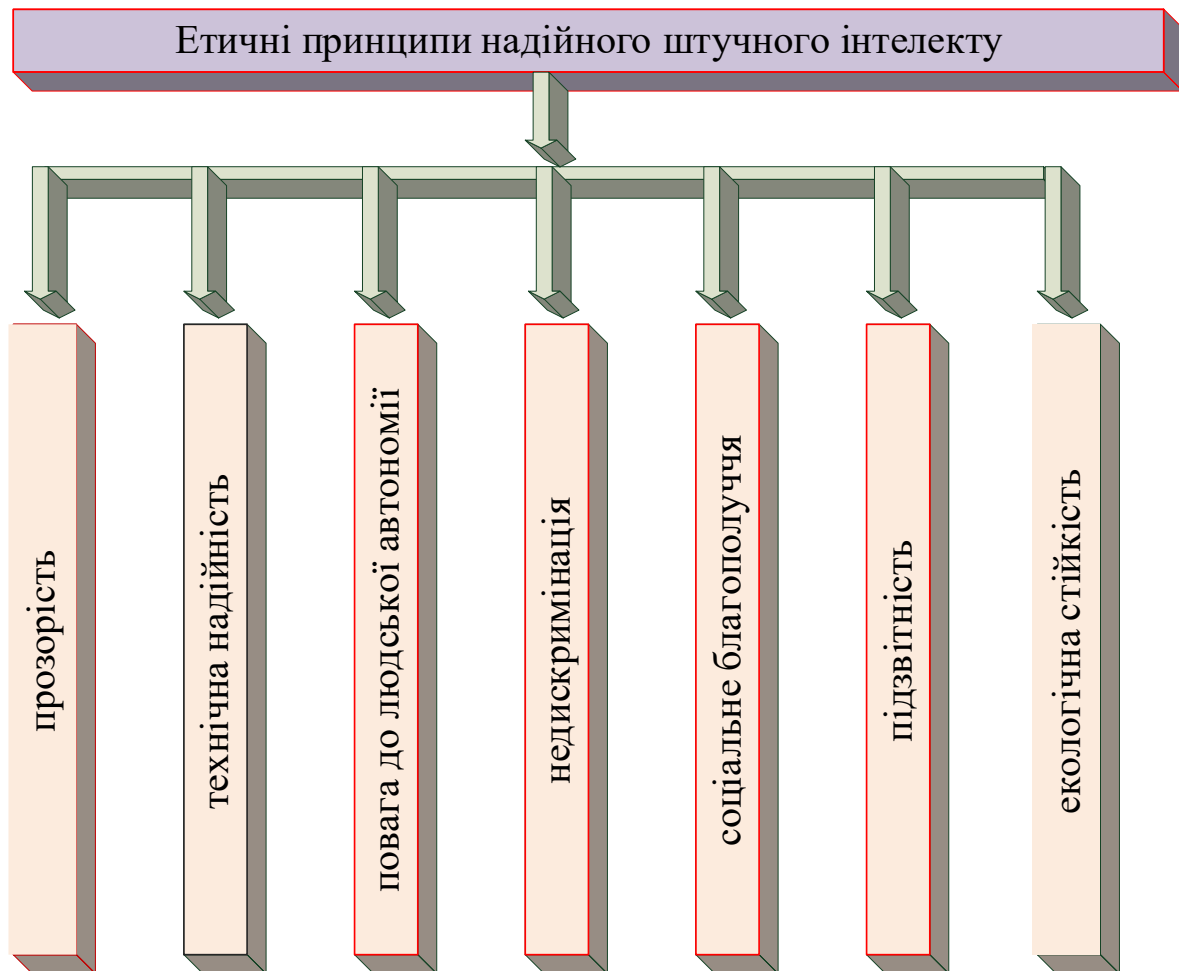


Рис. 5.1. Етичні принципи надійного ШІ

Технічна надійність. Технічна надійність передбачає стійкість систем ШІ до атак, помилок і збоїв. У 2016 році автономний автомобіль «Tesla» потрапив в аварію через те, що система не змогла розпізнати білий трейлер на тлі яскравого неба. Цей випадок призвів до суттєвого вдосконалення систем комп'ютерного зору і впровадження додаткових сенсорів для підвищення надійності. Показовим є також випадок із

системою розпізнавання облич «Amazon Rekognition», яка спочатку мала проблеми з точністю, працюючи з темношкірими людьми. Компанія інвестувала значні ресурси у вдосконалення алгоритмів і розширення навчальних даних, щоб забезпечити надійну роботу системи для всіх користувачів [60, 96, 100].

Повага до людської автономії. ШІ має доповнювати і розширювати людські можливості, а не замінювати людське судження повністю. У медичній сфері системи ШІ успішно допомагають лікарям діагностувати захворювання, але остаточне рішення про лікування ухвалює медичний працівник. Наприклад, систему «Watson for Oncology» від IBM використовують як інструмент підтримки ухвалення рішень, надаючи рекомендації, але не замінюючи експертизу лікарів. У сфері освіти адаптивні навчальні платформи, такі як «Duolingo», використовують ШІ для персоналізації навчального процесу, але зберігають за учнями контроль над темпом і напрямом навчання [60, 93].

Недискримінація. Системи ШІ мають бути справедливими та не створювали упереджень щодо певних груп людей. У 2019 році дослідження виявило, що алгоритм, який використано в американській системі охорони здоров'я, систематично недооцінював потреби чорношкірих пацієнтів у медичній допомозі. Це відкриття призвело до перегляду алгоритму та впровадження нових методів оцінювання ризиків. У сфері працевлаштування компанія LinkedIn модифікувала свої алгоритми рекомендації вакансій після виявлення, що вони показували високооплачувані технічні посади переважно чоловікам. Тепер система використовує спеціальні методи для забезпечення гендерного балансу в рекомендаціях [60, 92, 100].

Соціальне благополуччя. Системи ШІ мають сприяти позитивним соціальним змінам і покращенню якості життя людей. Яскравим прикладом є проєкт компанії «Google» «DeepMind», який використовує ШІ для

прогнозування повеней в Індії, допомагаючи рятувати життя і майно мільйонів людей. Інший приклад – використання ІІІ для оптимізації енергоспоживання в містах, що призводить до зменшення викидів CO₂ і покращення якості повітря [84, 100].

Підзвітність. Принцип підзвітності означає, що розробники та оператори систем ІІІ повинні нести відповідальність за їхні функціонування та наслідки. У 2018 році після аварії за участю безпілотного автомобіля «Uber» в Арізоні компанія взяла на себе повну відповідальність і суттєво переглянула свої протоколи безпеки. Цей випадок став прецедентом для встановлення стандартів відповідальності у сфері автономного транспорту [60, 99].

Екологічна стійкість. Останній, але не менш важливий принцип стосується впливу ІІІ на навколишнє середовище. Навчання великих моделей ІІІ потребує значних обчислювальних ресурсів та енергії. Наприклад, навчання однієї моделі обробки природної мови може призвести до викидів CO₂, еквівалентних п'яти автомобілям протягом їхнього життєвого циклу. У відповідь на це компанії впроваджують енергоефективні алгоритми та використовують відновлювані джерела енергії для своїх дата-центрів. Google досяг значного прогресу в цьому напрямі, використовуючи ІІІ для оптимізації охолодження своїх дата-центрів, що призвело до зменшення енергоспоживання на 40 %. Microsoft зобов'язався досягти негативного вуглецевого сліду до 2030 року, включаючи свої операції з ІІІ [60, 100].

Взаємозв'язок принципів. Важливо розуміти, що всі сім принципів пов'язані та підсилюють один одного. Наприклад, прозорість системи сприяє її підзвітності, а технічна надійність необхідна для забезпечення недискримінації. Дотримання цих принципів потребує постійної уваги та вдосконалення, оскільки технології ІІІ продовжують розвиватися і знаходити нові сфери застосування. Для успішної реалізації цих принципів

потрібна співпраця між розробниками, регуляторами та користувачами систем ШІ. Європейський Союз продовжує вдосконалювати нормативну базу, а багато компаній створюють власні етичні комітети і frameworks для забезпечення відповідності цим принципам. Сім основних принципів надійного ШІ формують комплексну основу для етичного розвитку та впровадження систем штучного інтелекту. Вони допомагають забезпечити, щоб технологічний прогрес служив інтересам усього суспільства, захищав права людини та сприяв сталому розвитку. Постійний моніторинг і вдосконалення цих принципів залишається важливим завданням для всієї спільноти, залученої в розвиток ШІ [60, 86, 92].

Важливу роль відіграє також освіта і підвищення обізнаності суспільства щодо можливостей та обмежень ШІ. Необхідно розвивати критичне мислення і здатність розуміти принципи роботи алгоритмів, щоб ухвалювати усвідомлені рішення щодо їх використання.

Розвиток ШІ продовжує прискорюватися, і нові етичні виклики виникають постійно. Особливу увагу викликає розвиток систем загального штучного інтелекту (AGI), які потенційно можуть досягти рівня людського інтелекту. Це породжує філософські питання про природу свідомості, права штучних істот і майбутнє людства.

Етичні аспекти використання штучного інтелекту є складною та багатогранною проблемою, яка потребує постійної уваги та обговорення. Важливо знайти баланс між технологічним прогресом і збереженням людських цінностей, прав і свобод. Для цього потрібна співпраця між розробниками технологій, етиками, правниками та суспільством в цілому. Історія показує, що технологічні інновації завжди супроводжують етичні виклики, але людство знаходило способи адаптуватися і встановлювати необхідні обмеження. Штучний інтелект не є винятком, і від того, як ми вирішимо пов'язані з ним етичні питання сьогодні, залежить майбутнє наступних поколінь [86, 92, 100].

5.2. Вплив автоматизації на зайнятість і професійну підготовку кадрів

Залізничний транспорт завжди був одним із найбільш технологічно розвинених секторів економіки, який постійно еволюціонував разом із прогресом науки і техніки. Сьогодні ми спостерігаємо нову хвилю технологічних змін, пов'язану із впровадженням автоматизації та цифрових технологій, яка суттєво впливає на працівників галузі та систему їхньої професійної підготовки.

Автоматизація залізничного транспорту бере свій початок ще з XIX століття. Перші спроби автоматизувати окремі процеси на залізниці були ще в 1840-х роках, коли британський інженер Чарльз Бебідж запропонував використовувати механічні пристрої для автоматичного контролю швидкості поїздів. Хоча його ідеї випередили свій час, вони заклали фундамент для подальшого розвитку автоматизації на залізниці.

Прорив в автоматизації залізничного транспорту відбувся на початку XX століття із впровадженням електричної сигналізації та автоблокування. Це призвело до першої значної трансформації професійних навичок залізничників. Якщо раніше сигналісти повинні були фізично перемикати семафори і стрілки, то тепер їм довелося освоювати роботу з електричними пультами управління. Уже в 1920-х роках на великих станціях один черговий міг контролювати рух десятків поїздів завдяки електричній централізації, тоді як раніше для цього потрібна була злагоджена робота цілої команди [1, 47, 62, 65].

Для сьогоденного етапу автоматизації залізничного транспорту характерне впровадження цифрових технологій, штучного інтелекту і робототехніки. Розглянемо основні напрями технологічних змін і їхній вплив на працівників галузі.

Автоматизація управління рухом. Сучасні системи управління рухом поїздів («ERTMS» у Європі, «CBTC» у метрополітені) дають змогу автоматизувати більшість операцій із керування потягом. У деяких країнах вже експлуатують повністю автоматизовані лінії метро без машиністів. Наприклад, у Копенгагені такі потяги працюють із 2002 року, демонструючи надзвичайно високу точність і надійність. Цікаво, що рівень точності прибуття автоматизованих поїздів складає 99.8 %, що значно перевищує показники ліній із людським управлінням. Однак це не означає повне зникнення професії машиніста. Натомість змінюється її суть: від безпосереднього керування потягом до контролю за роботою автоматики та готовності втрутитися в разі нестандартних ситуацій. Сучасний машиніст повинен мати глибокі знання в галузі електроніки, програмного забезпечення та діагностики складних систем [1, 47, 65, 82, 93].

Технічне обслуговування та ремонт. Революційні зміни відбуваються і у сфері технічного обслуговування рухомого складу та інфраструктури. Предиктивне технічне обслуговування, засноване на аналізі даних із численних сенсорів, дає змогу передбачати можливі несправності ще до їх виникнення. Наприклад, на швидкісних лініях Японії спеціальні діагностичні потяги, оснащені лазерними сканерами і тепловізорами, автоматично перевіряють стан колії та контактної мережі. Це призводить до трансформації професії залізничного механіка. Якщо раніше основною вимогою були навички ручної роботи і знання механіки, то тепер не менш важливим є вміння працювати з діагностичним обладнанням і аналізувати дані. Сучасний механік повинен розуміти принципи роботи сенсорів, вміти інтерпретувати результати діагностики та ухвалювати рішення на основі аналізу даних [73, 74, 105].

Автоматизація обслуговування пасажирів. Значних змін зазнала і сфера обслуговування пасажирів. Автоматичні системи продажу квитків, електронні табло, мобільні додатки суттєво змінили роботу касирів та

інформаційних працівників. Цікавий факт: у Швейцарії вже понад 80 % квитків продають через цифрові канали, а традиційні каси перетворюються на багатофункціональні центри обслуговування, де працівники надають консультації зі складних питань і допомагають пасажирам з особливими потребами.

Вплив на зайнятість. Вплив автоматизації на зайнятість у залізничній галузі є неоднозначним. З одного боку, деякі традиційні професії дійсно зникають або значно трансформуються. Наприклад, професія стрілочника, яка була однією з найбільш поширених на залізниці в XIX столітті, сьогодні практично зникла завдяки впровадженню електронної централізації [57, 71, 73, 74].

Однак автоматизація створює і нові робочі місця. З'являються такі професії, як інженери з обслуговування систем автоматики, аналітики даних залізничних систем, спеціалісти з кібербезпеки на транспорті, оператори дронів для інспекції інфраструктури та ін.

Цікаву історичну паралель можна провести із впровадженням електричної тяги на початку XX століття. Тоді багато хто побоювався масового безробіття серед кочегарів паровозів. Однак у реальності більшість із них були перекваліфіковані в помічників машиністів електровозів, а загальна кількість робочих місць на залізниці навіть зросла завдяки збільшенню обсягів перевезень.

Трансформація системи професійної підготовки. Для автоматизації залізничного транспорту потрібні суттєві зміни в системі підготовки кадрів. Сучасний залізничник повинен поєднувати традиційні галузеві знання з навичками роботи з цифровими технологіями. Розглянемо основні напрями трансформації освітнього процесу (рис. 5.2) [87, 90, 112].

Нові освітні програми. Залізничні навчальні заклади активно впроваджують нові дисципліни, пов'язані з цифровими технологіями. Наприклад, до програми підготовки машиністів включено курси з основ програмування та роботи з базами даних. Спеціалісти у сфері систем

автоматизації технологічних процесів трансформуються в напрямі освоєння інтелектуальних систем керування та робототехніки. Цікавий факт: у Німеччині для підготовки диспетчерів руху використовують симулятори віртуальної реальності, які дають змогу відпрацьовувати дії в нестандартних ситуаціях максимально реалістично [50, 51, 90, 112].

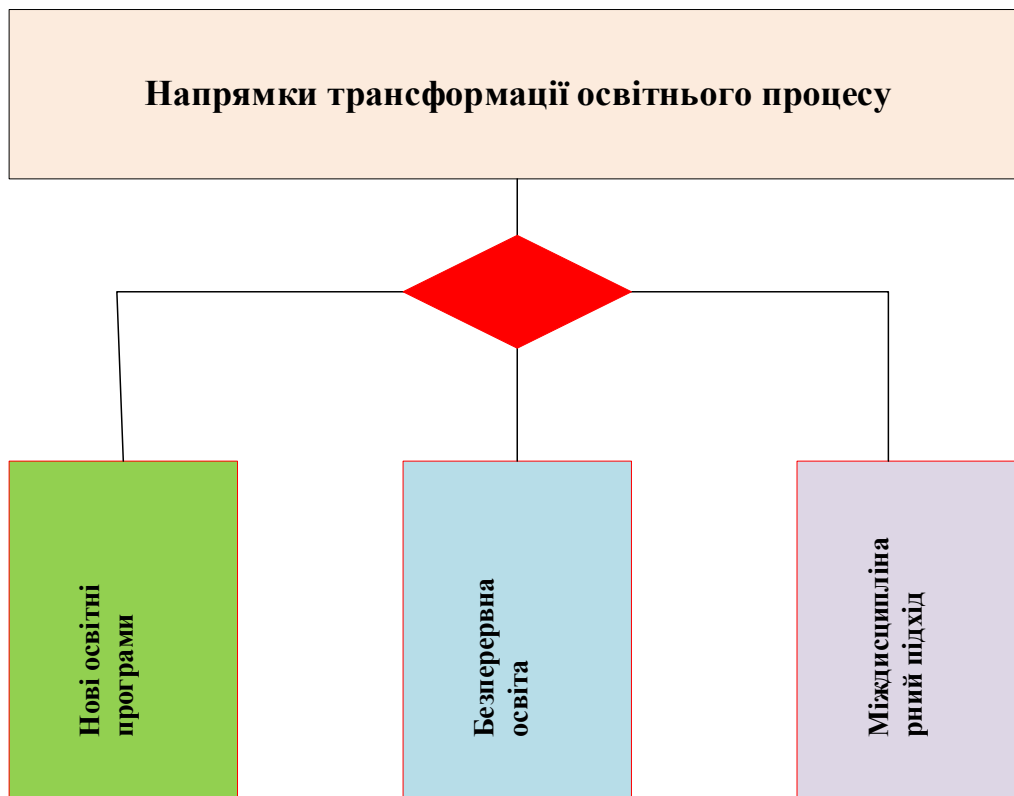


Рис. 5.2. Напрями трансформації освітнього процесу

Безперервна освіта. В умовах постійного технологічного оновлення особливого значення набуває концепція безперервної освіти. Залізничні компанії створюють системи регулярного підвищення кваліфікації, щоб працівники постійно оновлювати свої знання та навички. Наприклад, французька залізнична компанія SNCF має власний університет, де щорічно проходять перепідготовку тисячі співробітників.

Міждисциплінарний підхід. Сучасна підготовка залізничників усе більше набуває міждисциплінарного характеру. Наприклад, інженер-

механік повинен розуміти не тільки механіку, але й основи електроніки, інформаційних технологій та екології. Це відображено в навчальних програмах, де традиційні технічні дисципліни доповнено курсами з суміжних сфер [90, 93, 112, 105].

Автоматизація залізничного транспорту має важливі соціальні наслідки, які необхідно враховувати з плануванням змін. Досвід показує, що успішність впровадження нових технологій значною мірою залежить від того, наскільки добре враховані інтереси працівників. Перехід до роботи з автоматизованими системами часто викликає психологічний дискомфорт у працівників, особливо старшого покоління. Наприклад, із впровадженням автоматизованих систем управління рухом у метрополітені Парижа була розроблена спеціальна програма психологічної підтримки машиністів, яка допомогла їм адаптуватися до нової ролі операторів автоматизованих систем [84].

Важливим аспектом є збереження та передавання накопиченого досвіду з переходом до автоматизованих систем. Досвідчені працівники часто мають унікальні знання про особливості роботи обладнання та нестандартні ситуації, які складно формалізувати в автоматичних системах. Тому багато залізничних компаній створюють спеціальні програми наставництва і документування експертних знань [93, 112].

Аналізуючи сучасні тенденції, можна прогнозувати подальше поглиблення автоматизації залізничного транспорту [1, 47, 48]. Очікують на широке впровадження таких технологій:

- штучний інтелект для оптимізації розкладу руху та енергоспоживання;
- доповнена реальність для технічного обслуговування;
- автономні системи інспекції інфраструктури;
- блокчейн для управління логістичними ланцюжками.

Це створить нові виклики для системи підготовки кадрів, і потрібна буде подальша адаптація освітніх програм. Уже зараз можна побачити тенденцію до появи нових спеціалізацій на стику залізничного транспорту та інформаційних технологій [87, 90, 112].

На основі аналізу світового досвіду можна сформулювати ряд рекомендацій щодо успішної адаптації до автоматизації залізничного транспорту:

- важливо розвивати гнучкість мислення та готовність до постійного навчання. Досвід показує, що найбільш успішними є працівники, які поєднують глибоке розуміння специфіки залізничного транспорту з відкритістю до нових технологій. Корисно також розвивати так звані «м'які навички» - комунікабельність, здатність працювати в команді, критичне мислення, які стають все більш важливими в умовах автоматизації;

- необхідно постійно оновлювати навчальні програми відповідно до технологічних змін, активно впроваджувати практико-орієнтоване навчання з використанням сучасного обладнання. Важливо також розвивати співпрацю з виробництвом, залучати практиків до викладання та організовувати стажування здобувачів на передових підприємствах галузі.

Потрібно розробляти довгострокові стратегії управління персоналом, які передбачають поступовий перехід до нових технологій з урахуванням необхідності перепідготовки працівників. Важливо створювати умови для обміну досвідом між поколіннями працівників і підтримувати ініціативи щодо самоосвіти.

Автоматизація залізничного транспорту є незворотним процесом, який суттєво впливає на характер праці та вимоги щодо професійної підготовки працівників галузі. Історичний досвід показує, що найбільш ефективною стратегією адаптації до технологічних змін є поєднання впровадження нових технологій з інвестиціями в розвиток людського капіталу [61, 87, 90, 93, 112].

5.3. Юридичні аспекти і відповідальність за рішення, ухвалені системами ШІ

У світі, де штучний інтелект (ШІ) усе частіше ухвалює рішення, що впливають на життя людей, питання юридичної відповідальності за ці рішення стає надзвичайно актуальним. Від автономних автомобілів до медичних діагностичних систем, від алгоритмів ухвалення фінансових рішень до систем відбору персоналу – штучний інтелект усе глибше проникає в різні сфери нашого життя, створюючи нові правові виклики та етичні дилеми.

Історія правового регулювання штучного інтелекту почалася задовго до появи сучасних систем ШІ. Цікаво, що перші юридичні дискусії щодо відповідальності «розумних машин» можна простежити ще в наукових працях 1950-х років. Зокрема, відомий математик Алан Тюрінг у своїй статті «Обчислювальні машини та інтелект» (1950) уже піднімав питання про можливу відповідальність машин за їхні рішення [32, 38, 77].

Перший реальний судовий прецедент, пов'язаний із відповідальністю за рішення автоматизованої системи, стався в 1979 році в США, коли медичний діагностичний комп'ютер помилково встановив діагноз, що призвело до неправильного лікування. Цей випадок став поштовхом для розроблення перших правових норм щодо відповідальності за рішення автоматизованих систем [45].

Одним із найскладніших питань є визначення відповідальної сторони у випадку помилки ШІ. У традиційному праві відповідальність зазвичай покладено на фізичну або юридичну особу, яка ухвалила рішення. Але як бути, коли рішення ухвалює алгоритм? Розглянемо конкретний приклад: у 2018 році безпілотний автомобіль Uber став учасником смертельної аварії в Арізоні. Хто несе відповідальність: розробник програмного забезпечення, виробник автомобіля, компанія-оператор чи сама система ШІ [99]?

Особливо складною є так звана проблема «*чорної скрині*» – ситуація, коли навіть розробники системи ІІІ не можуть повністю пояснити, як саме алгоритм дійшов до конкретного рішення. Це створює серйозні проблеми в судовому розгляді справ, адже традиційна юридична практика потребує чіткого розуміння причинно-наслідкових зв'язків [43].

Системи ІІІ часто працюють через національні кордони, що створює додаткові правові труднощі. Наприклад, алгоритм, розроблений у США, може ухвалювати рішення щодо європейських користувачів, використовуючи сервери в Азії. Яке законодавство слід застосовувати в такому випадку [99]? Наразі найбільш розповсюдженим механізмом регулювання відповідальності за рішення ІІІ є договірні відносини. Компанії-розробники зазвичай включають у користувацькі угоди положення про обмеження відповідальності за рішення їхніх систем. Однак цей підхід має очевидні обмеження, особливо коли йдеться про права третіх осіб [85]. Цікавим рішенням стало формування спеціальних страхових продуктів для покриття ризиків, пов'язаних із використанням ІІІ. Наприклад, у Великій Британії вже існують страхові поліси, що покривають збитки від помилкових рішень алгоритмів машинного навчання [55].

Європейський парламент у 2017 році розглядав можливість надання системам ІІІ статусу «електронної особистості» з певними правами та обов'язками. Хоча ця ідея поки не реалізована, вона демонструє пошук нових правових концепцій для регулювання ІІІ [60].

Усе більше країн впроваджують вимоги щодо «прозорості» алгоритмів ухвалення рішень. Наприклад, у Франції закон зобов'язує державні органи розкривати основні характеристики алгоритмів, що використано для ухвалення адміністративних рішень [56].

У медичній сфері відповідальність за рішення ІІІ має особливе значення через потенційні ризики для життя і здоров'я пацієнтів. Цікавий приклад: у 2019 році в Японії система ІІІ успішно діагностувала рідкісну

форму лейкемії, яку пропустили лікарі. Це породило дискусію про те, чи можна притягати до відповідальності медичний персонал за ігнорування рекомендацій ШІ [20, 92].

У фінансовій сфері алгоритми часто ухвалюють рішення про видачу кредитів або інвестування коштів. У США вже були судові справи, пов'язані з дискримінацією з кредитуванням через упередженість алгоритмів. Це призвело до розроблення спеціальних вимог щодо «справедливості» фінансових алгоритмів [38].

Автономний транспорт створює особливі правові виклики. Наприклад, як вирішувати «проблему вагонетки» – етичну дилему про те, чиє життя має пріоритет у неминучій аварійній ситуації? Німеччина першою у світі ухвалила спеціальний закон про етичні принципи для автономних транспортних засобів [60, 65].

Міжнародне регулювання. ЄС є піонером у регулюванні ШІ. У 2021 році був поданий проєкт комплексного регулювання штучного інтелекту (AI Act), який встановлює різні рівні відповідальності залежно від ризиків, які створює конкретна система ШІ. У США переважає галузевий підхід щодо регулювання ШІ з фокусуванням на захисті прав споживачів і запобіганні дискримінації. Федеральна торгова комісія активно розслідує випадки неправомірного використання алгоритмів. Китай розвиває власну модель регулювання ШІ, яка передбачає активну роль держави в розвитку та контролі за системами штучного інтелекту. Цікаво, що в Китаї вже діє система соціального рейтингу, заснована на ШІ, що породжує нові правові питання.

Важливим етичним принципом є забезпечення прозорості роботи систем ШІ. Це відображено у вимогах щодо документування процесу ухвалення рішень і можливості їх оскарження. Особливу увагу приділяють запобіганню дискримінації з боку систем ШІ. Наприклад, у 2019 році «Apple Card» потрапила у скандал через те, що її алгоритм пропонував жінкам

нижчі кредитні ліміти, ніж чоловікам з аналогічними фінансовими показниками [38, 46, 86].

Очікують на формування спеціалізованих правових інститутів для регулювання ШІ. Уже є пропозиції щодо створення спеціальних судів для розгляду справ, пов'язаних із ШІ. Зростає розуміння необхідності міжнародної координації в регулюванні ШІ. Ведуть переговори про створення глобальних стандартів відповідальності за рішення систем штучного інтелекту. Важливо враховувати правові вимоги вже на етапі розроблення систем ШІ (принцип «privacy by design»). Рекомендовано вести детальну документацію процесу розроблення і тестування, впроваджувати механізми аудиту рішень.

Користувачам систем ШІ потрібно уважно вивчати умови використання, розуміти межі відповідальності розробників та операторів, зберігати документацію щодо важливих рішень, ухвалених системами ШІ [60, 95, 100].

Правове регулювання відповідальності за рішення систем ШІ знаходиться у процесі активного формування. Для успішного вирішення цього завдання потрібен баланс між стимулюванням інновацій і захистом прав людей, між технологічною ефективністю і етичними принципами. Історичний досвід показує, що право завжди адаптувалося до нових технологічних викликів. Не є винятком і ситуація зі штучним інтелектом. Важливо, щоб ця адаптація відбувалася своєчасно та враховувала інтереси всіх зацікавлених сторін. Можна прогнозувати, що в найближчі роки ми побачимо формування комплексної системи правового регулювання ШІ, яка буде включати як традиційні правові механізми, так і нові інструменти, спеціально розроблені для розв'язання унікальних проблем, що створюють системи штучного інтелекту [95].

5.4. Прозорість і безпека алгоритмів штучного інтелекту

Уявіть собі ситуацію: ви подаєте заявку на іпотеку, але банк відмовляє вам без жодних пояснень. Пізніше ви дізнаєтеся, що рішення ухвалював алгоритм штучного інтелекту, який оцінив вас як «ризикованого» позичальника на підставі даних, до яких ви не маєте доступу і за логікою, яку ніхто не може вам пояснити. Або інший випадок: автономний автомобіль потрапляє в аварію, і виникають питання, хто відповідальний за ухвалені алгоритмом рішення [85] і як можна переконатися, що такі системи безпечні для використання в суспільстві [96]. Ці сценарії ілюструють центральну проблему сучасних технологій штучного інтелекту (ШІ) – балансування між інноваціями та необхідністю забезпечити їхню безпеку і прозорість. Із кожним роком алгоритми ШІ стають усе складнішими та потужнішими, розширюючи свою присутність у нашому житті: від рекомендаційних систем у соціальних мережах до діагностики захворювань і автономних транспортних засобів [38]. Але разом із цим зростає і занепокоєння щодо їхньої надійності, етичності та контрольованості [86].

Розглянемо більш детально цю багатогранну проблему прозорості та безпеки алгоритмів штучного інтелекту, простежимо історичний шлях розвитку цих питань, розберемо конкретні виклики та підходи для їх вирішення, а також зазирнемо в майбутнє, щоб зрозуміти, як можна розвивати ШІ відповідально та безпечно для всього людства.

Історія штучного інтелекту – це не лише історія технологічних досягнень, але й історія еволюції етичних міркувань і питань безпеки [46]. Щоб краще зрозуміти сучасні виклики, потрібно озирнутися назад і простежити, як розвивалося розуміння проблем прозорості та безпеки ШІ. Ідея створення машин, здатних мислити, має глибоке коріння в людській культурі. Ще давньогрецькі міфи розповідали про Талоса – механічного гіганта, створеного богом Гефестом для захисту острова Крит. Цей міф

відображує як захоплення можливістю створення штучного життя, так і прихований страх перед неконтрольованою силою таких створінь.

Перші наукові кроки в напрямі штучного інтелекту зробив британський математик Алан Тюрінг, який у своїй статті «Обчислювальні машини та інтелект» (1950) [32] запропонував тест, який згодом отримав його ім'я. Тюрінг також одним із перших замислився над питаннями безпеки машинного інтелекту, розмірковуючи про те, чи зможуть машини коли-небудь перевершити людей і які це може мати наслідки.

Формальне народження галузі ШІ відбулося на конференції в Дартмутському коледжі в 1956 році, де вчені Марвін Мінський, Джон Маккарті, Клод Шеннон та інші заклали фундамент для досліджень у цій галузі [46]. Вони були сповнені оптимізму щодо майбутнього ШІ і передбачали створення машин, які зрівняються з людським інтелектом протягом декількох десятиліть. Проте вже в 1960-х роках почали з'являтися перші серйозні застереження. Норберт Вінер, засновник кібернетики, у своїй книзі «Людське використання людських істот» (1950) попереджав про небезпеку передавання контролю машинам без належного розуміння наслідків. Він писав: «Ми передали кермо влади силам, які є надто могутніми, щоб їх можна було надійно контролювати... Ми зробили з машин своїх богів».

Надалі в 1970-80-ті роки відбувається розвиток експертних систем – програм, які емулювали ухвалення рішень експертами в конкретних галузях [45]. Однією із найвідоміших була «MYCIN», розроблений у Стенфордському університеті для діагностики інфекційних захворювань крові. Хоча «MYCIN» показував точність на рівні експертів-медиків, він так і не був впроваджений у клінічну практику. Однією з причин була проблема «чорної скрині» – складність пояснення пацієнтам, як саме система дійшла до певного діагнозу. Цей випадок став ранньою ілюстрацією проблеми прозорості ШІ, яка залишається актуальною і сьогодні. Тоді вчені

усвідомили, що для успішного впровадження ШІ-систем у чутливих сферах, таких як медицина, недостатньо лише точності – необхідна також можливість пояснити і обґрунтувати отримані результати [27].

У 1980-х роках дослідження в галузі ШІ зіткнулися з труднощами, які призвели до періоду, відомого як «зима ШІ», коли фінансування та інтерес до цієї сфери значно скоротилися [46]. Однак ці роки не були марними – вони дали можливість переосмислити підходи для розроблення ШІ та приділити більше уваги питанням надійності та безпеки систем.

Справжній прорив у розвитку ШІ відбувся у 2010-х роках із розвитком глибинного навчання [43]. У 2012 році нейронна мережа «AlexNet», розроблена дослідниками з Університету Торонто, встановила новий рекорд у розпізнаванні зображень на конкурсі «ImageNet», значно перевершивши попередні підходи. Це досягнення стало каталізатором нової хвилі інвестицій і досліджень у галузі ШІ. Але разом з успіхами прийшли і нові проблеми. У 2016 році компанія «Microsoft» випустила у Twitter чат-бота Тау, який мав навчатися спілкуванню через взаємодію з користувачами. Менш ніж за 24 години Тау «навчився» використовувати расистські та ксенофобські вирази, і компанії «Microsoft» довелося терміново вимкнути бота. Цей випадок наочно продемонстрував вразливість систем машинного навчання до маніпуляцій і необхідність ретельно контролювати їхнє навчання та функціонування [86]. У 2018 році світ сколихнула новина про аварію за участю автономного автомобіля «Uber» в Арізоні, у результаті якої загинув пішохід. Розслідування показало, що система автопілота розпізнала людину, але класифікувала її як «помилкове спрацьовування» і не ініціювала гальмування. Ця трагедія гостро поставила питання про відповідальність за рішення, ухвалені алгоритмами, і необхідність створення прозорих систем, дії яких можна перевірити і пояснити [65]. В останні роки розвиток великих мовних моделей, таких як GPT і Claude, знову загострив дискусію про прозорість і безпеку ШІ. Ці системи здатні

генерувати надзвичайно переконливий контент, що ставить питання про можливість їх використання для створення дезінформації, плагіату або маніпуляції громадською думкою [100].

Сучасні алгоритми глибинного навчання, особливо глибокі нейронні мережі, стали настільки складними, що навіть їхні розробники часто не можуть повністю пояснити, чому система ухвалює те чи інше рішення. Ця проблема відома як проблема «чорної скрині» і є одним із найбільших викликів для прозорості ШІ [43]. Як ілюстрацію цієї проблеми можна навести такий приклад: у 2015 році дослідники з Google виявили, що їхня система комп'ютерного зору помилково класифікувала чорношкірих людей як горил. Це була не просто технічна помилка, але й серйозний етичний провал, що виявив упередження, вбудовані в алгоритм. Проблема полягала не лише в тому, що система зробила расистську помилку, але і в тому, що інженери не могли легко виявити причину цієї помилки через непрозорість алгоритму [61].

У медичній сфері алгоритми ШІ демонструють вражаючі результати в діагностиці захворювань. Наприклад, система «DeepMind Health» показала високу точність у виявленні захворювань сітківки ока. Проте лікарі часто не довіряють таким системам саме через неможливість зрозуміти, як було ухвалено рішення, і не можуть перевірити його обґрунтованість [27].

Непрозорість алгоритмів має практичні наслідки і у сфері кредитування. У США компанія «ZestFinance» розробила алгоритм оцінювання кредитоспроможності, який аналізує тисячі змінних для ухвалення рішень. Хоча компанія стверджує, що їхня система справедливіша за традиційні методи, критики вказують на складність перевірки цього твердження через непрозорість алгоритму [38].

Інша серйозна проблема пов'язана з тим, що алгоритми ШІ можуть відтворювати і навіть посилювати упередження, присутні в даних, на яких вони навчаються. Це явище відоме як алгоритмічне упередження [17].

Яскравий приклад цьому – система COMPAS, використовувана в американській системі правосуддя для оцінювання ризику рецидиву злочинців. Розслідування, проведене організацією «ProPublica» у 2016 році, виявило, що система систематично оцінювала чорношкірих підсудних як більш ризикованих, ніж білих, навіть якщо об'єктивні фактори вказували на протилежне. Ця історія стала потужним аргументом на користь необхідності забезпечення прозорості алгоритмів, особливо тих, що використані в системах, які впливають на долі людей [92]. Подібні проблеми виявляють і в системах розпізнавання облич. Дослідження, проведене Массачусетським технологічним інститутом у 2018 році, показало, що комерційні системи розпізнавання облич мають значно нижчу точність для жінок із темною шкірою порівняно з чоловіками зі світлою шкірою. Ця невідповідність є прямим наслідком непропорційного подання різних груп у навчальних даних [61]. Сама природа машинного навчання, базованого на виявленні закономірностей в історичних даних, створює ризик відтворення історичних упереджень. Наприклад, якщо алгоритм навчається на даних про минулі рішення щодо найму, де жінок систематично не допускали до керівних посад, він може «вивчити» цю дискримінаційну практику і відтворювати її у своїх рекомендаціях [16].

Проблема пояснюваності рішень тісно пов'язана з проблемою «чорної скрині» – це потреба в здатності системи ШІ надати зрозуміле для людини пояснення своїх рішень. Це особливо важливо в критичних сферах, таких як медицина або правосуддя [17]. У медичній діагностиці лікарям недостатньо знати, що алгоритм передбачає певне захворювання – їм потрібно розуміти, які саме ознаки вплинули на це рішення, щоб оцінити його достовірність та інтегрувати у свій клінічний аналіз. Так, система IBM «Watson for Oncology», яка мала допомагати онкологам в ухваленні рішень про лікування, зіткнулася з критикою через недостатню прозорість своїх рекомендацій [27].

Фінансовий сектор. Загальний регламент про захист даних (GDPR) у Європейському Союзі передбачає «право на пояснення» – користувачі мають право отримати пояснення рішень, ухвалених автоматизованими системами щодо них. Однак реалізація цього права виявилася проблематичною саме через складність пояснення рішень сучасних ІІІ-систем [85].

Хто відповідальний, коли система ІІІ ухвалює рішення, яке призводить до шкоди? Це питання набуває особливої актуальності з розвитком автономних систем, таких як безпілотні автомобілі [65]. У випадку аварії за участю Tesla у режимі автопілота у 2016 році, коли загинув водій, постало питання, хто відповідальний – виробник автомобіля, розробник програмного забезпечення чи сам водій, який міг неправильно використовувати систему. Ця ситуація ілюструє складність встановлення відповідальності в екосистемах ІІІ, де взаємодіють багато різних сторін [99]. Схожі питання виникають і в медичній сфері. Якщо алгоритм ІІІ рекомендує лікування, яке призвело до негативних наслідків для пацієнта, хто відповідальний – розробник алгоритму, лікар, який погодився з рекомендацією, чи медичний заклад, який впровадив цю систему [27]?

Безпека алгоритмів ІІІ охоплює широкий спектр питань, від технічних вразливостей до довгострокових екзистенційних ризиків. На технічному рівні системи ІІІ можуть стикатися з проблемами надійності, робастності та захищеності від зловмисних втручань [117]. Один із найвідоміших типів атак на системи машинного навчання – це змагальні приклади. У 2014 році дослідники з Google і Нью-Йоркського університету продемонстрували, що незначні, невидимі для людського ока модифікації зображення можуть призвести до того, що нейронна мережа класифікує його абсолютно неправильно, наприклад набуде зображення панди за гібона. Це відкриття викликало серйозне занепокоєння щодо надійності систем комп'ютерного зору, особливо в критичних сферах застосування, таких як безпека або автономне керування [61].

Інша проблема – це «отруєння даних» («data poison»), коли зловмисник маніпулює навчальними даними, щоб змусити модель вивчити неправильні закономірності [96]. У 2016 році Microsoft випустила чат-бота Тау, який швидко «навчився» расистським і сексистським висловлюванням через взаємодію з користувачами Twitter. Хоча це не було цілеспрямованою атакою, випадок демонструє вразливість систем машинного навчання щодо маніпуляцій із вхідними даними [117].

Безпека ШІ виходить далеко за межі технічних аспектів і включає також соціальні та етичні міркування [77]. Системи ШІ можуть заподіяти шкоду не лише через технічні збої, але і неетичне або соціально безвідповідальне використання. Наприклад, системи розпізнавання облич викликають серйозні занепокоєння щодо конфіденційності та громадянських свобод. У Китаї такі системи широко використовують для масового спостереження, а випадки помилкових ідентифікацій призводили до безпідставних арештів [61]. У США міста Сан-Франциско та Бостон заборонили використання технології розпізнавання облич правоохоронними органами через побоювання щодо порушення громадянських прав і расової дискримінації. Інший приклад – використання ШІ для мікротаргетингу в політичній рекламі. Скандал із «Cambridge Analytica» у 2018 році, опублікований у Facebook, використовували для створення психологічних профілів виборців і таргетування персоналізованої політичної реклами. Це викликало дебати про те, чи може такий підхід маніпулювати демократичними процесами [86].

Деякі дослідники та експерти висловлюють занепокоєння щодо довгострокових ризиків, пов'язаних із розвитком усе більш потужних систем ШІ. Професор Оксфордського університету Нік Бостром у своїй книзі «Superintelligence» (2014) аргументує, що створення штучного інтелекту, який перевершує людський у всіх когнітивних завданнях (так званий загальний штучний інтелект), може становити екзистенційний ризик

для людства, якщо цілі такої системи не будуть повністю узгоджені з людськими цінностями [38]. Хоча такі сценарії можуть здаватися віддаленими, вони вплинули на формування дослідницького порядку денного в галузі безпеки ШІ. Організації, такі як «Machine Intelligence Research Institute» і «Future of Humanity Institute», зосереджені на розв’язанні проблеми «узгодження» – забезпечення того, щоб системи ШІ діяли відповідно до людських цінностей і намірів [86].

Історичним прикладом, який часто наводять у контексті довгострокових ризиків ШІ, є розвиток ядерної фізики. Коли вчені усвідомили руйнівний потенціал ядерної енергії, вони стали активно виступати за міжнародні угоди з контролю над ядерною зброєю. Аналогічно багато дослідників ШІ сьогодні закликають до проактивного підходу щодо управління ризиками розвитку потужних систем ШІ [95].

Розвиток пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI, XAI) став важливим напрямом досліджень у відповідь на проблему «чорної скрині» [17]. Мета XAI – створити системи ШІ, рішення яких можуть бути зрозумілими для людей. Один із підходів – це використання власне інтерпретованих моделей, таких як дерева рішень або лінійні моделі, замість складних нейронних мереж. Хоча такі моделі можуть поступатися в точності, їхні рішення легше пояснити. Наприклад, система оцінювання кредитоспроможності, побудована на дереві рішень, може чітко вказати, які саме фактори вплинули на рішення відхилити заявку на кредит [93]. Для складніших моделей, таких як нейронні мережі, розробляють методи постфактум-інтерпретації. Один із таких методів – LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), пояснює окремі рішення моделі, показуючи, які саме вхідні ознаки найбільше вплинули на конкретне рішення. Наприклад, для системи медичної діагностики LIME може показати, які ділянки рентгенівського знімка вплинули на діагноз [27].

Інший підхід – це «увага» («attention») у нейронних мережах, яка дає змогу візуалізувати, на які частини вхідних даних модель «звертає увагу»,

ухвалюючи рішення. Цей метод широко використовують в обробці природної мови та комп'ютерному зорі [41].

Регуляторні органи по всьому світу починають розробляти норми і стандарти для забезпечення прозорості та безпеки ШІ. Загальний регламент про захист даних (GDPR) у Європейському Союзі вже включає положення про «право на пояснення» автоматизованих рішень [85]. У 2019 році Європейська Комісія опублікувала «Етичні настанови для надійного ШІ», які визначають сім основних вимог, включаючи прозорість, надійність і безпеку, конфіденційність та управління даними, недискримінацію та справедливість [56]. У США Федеральна торгова комісія випустила керівні принципи щодо прозорості та відповідальності у використанні ШІ, а в деяких штатах, таких як Іллінойс, уже чинні закони, що регулюють використання систем ШІ у процесах найму. Важливим аспектом є також відповідальність за шкоду, заподіяну системами ШІ. У Європейському Союзі обговорюють концепцію «електронної особи» для систем ШІ, яка б дала змогу притягувати до відповідальності саму систему, а не лише її розробників або користувачів [60].

Багато технологічних компаній усвідомлюють важливість прозорості та безпеки ШІ і впроваджують власні ініціативи в цьому напрямі. Google у 2018 році опублікувала принципи ШІ, які включають зобов'язання розробляти ШІ, що є соціально корисним, безпечним, приватним і справедливим. Microsoft створила комітет з етики ШІ, який розглядає потенційно проблемні випадки використання технологій компанії. Міжгалузеві ініціативи, такі як партнерство зі штучного інтелекту, об'єднують технологічні компанії, академічні установи та громадські організації для розроблення кращих практик у сфері ШІ. Аналогічно, IEEE «Global Initiative on Ethics of Autonomous and Intelligent Systems» розробляє етичні стандарти для розробників ШІ [100]. Важливу роль відіграють також дослідницькі організації, такі як «OpenAI» і «DeepMind». «OpenAI»,

заснована у 2015 році з місією розвивати безпечний і корисний для людства ШІ, практикує підхід «обмеженого випуску» своїх найпотужніших моделей, щоб мінімізувати потенційні ризики. Наприклад, повна версія моделі GPT-2 була випущена поетапно, щоб дати дослідникам час оцінити потенційні зловживання [86].

Систематичний аудит алгоритмів ШІ стає важливим інструментом для виявлення потенційних проблем із прозорістю і безпекою. Такі компанії, як «Algorithmwatch» і «AI Now Institute», проводять незалежні аудити систем ШІ, оцінюючи їх на наявність упереджень та інших проблем [95]. Цікавий приклад – проєкт «Gender Shades», який оцінював комерційні системи розпізнавання облич на наявність гендерних і расових упереджень. Дослідження, проведене Джой Буоламвіні з MIT Media Lab, виявило значні розбіжності в точності систем для різних демографічних груп. Після публікації результатів такі компанії-розробники, як «Microsoft», «IBM» та «Amazon», суттєво покращили свої алгоритми [61]. Ще один підхід – це так звані «картки даних» («datasheets») і «картки моделей» («model cards»), які документують характеристики, обмеження та потенційні ризики наборів даних і моделей ШІ. Цей підхід, запропонований дослідниками з Google і Microsoft, сприяє більшій прозорості та відповідальному використанню ШІ [16].

Важливим аспектом забезпечення справедливості та відсутності упереджень у системах ШІ є різноманітність команд розробників. Історично сфера ШІ була переважно білою, чоловічою та західною, що потенційно впливає на те, які проблеми вирішують і як розробляють рішення [112]. Такі організації, як «Black in AI», «Women in Machine Learning» і «Queer in AI», працюють над збільшенням різноманітності в спільноті ШІ. Дослідження показують, що різні команди з більшою ймовірністю виявляють потенційні упередження та проблеми в системах ШІ. Історія створення бази даних Буоламвіні «Pilot Parliaments» є показовою. Після виявлення проблем у

комерційних системах розпізнавання облич вона створила набір даних, який забезпечує більш збалансоване подання різних відтінків шкіри та гендерів. Цей приклад ілюструє, як інклюзивний підхід може суттєво покращити якість і справедливість систем ШІ [92].

Важливою складовою забезпечення прозорості та безпеки ШІ є освіта як спеціалістів, так і широкої громадськості. Розробники ШІ повинні розуміти не лише технічні аспекти своєї роботи, але й соціальні, етичні та правові наслідки [112].

Освітні ініціативи, такі як «AI4ALL», спрямовані на навчання молоді принципам відповідального ШІ та залучення різноманітних талантів у цю галузь. Організація проводить літні табори та програми для старшокласників, особливо з недостатньо репрезентованих груп, знайомлячи їх з основами ШІ та його етичними аспектами [86]. У 2018 році Гельсінський університет запустив безкоштовний онлайн-курс «Elements of AI», спрямований на підвищення загальної грамотності щодо ШІ серед широкої громадськості. Курс, доступний 25 мовами, пройшли вже понад 750 000 осіб із різних країн. Нова міждисциплінарна галузь «ШІ-етика» об'єднує фахівців із комп'ютерних наук, філософії, соціології та права для розроблення етичних рамок для ШІ. Провідні університети, такі як Стенфорд і МІТ, впроваджують курси з етики ШІ у свої навчальні програми з комп'ютерних наук [38].

Одним із перспективних технологічних рішень для підвищення безпеки та конфіденційності в системах ШІ є федеративне навчання. Цей підхід, розроблений Google у 2016 році, дає змогу тренувати алгоритми на розподілених пристроях (наприклад смартфонах користувачів) без передавання особистих даних на центральний сервер [16]. Наприклад, клавіатура Gboard від Google використовує федеративне навчання для покращення підказок під час набору тексту, не відправляючи сам текст на сервери Google. Аналогічно, Apple використовує цю технологію для

покращення Siri без компрометації конфіденційності користувачів. У медичній сфері федеративне навчання має особливу цінність. Історичний бар'єр для розвитку ШІ в медицині – це конфіденційність пацієнтів і юридичні обмеження щодо обміну медичними даними [27]. Проєкт «EXAMOLE», започаткований у 2020 році консорціумом європейських лікарень, використовує федеративне навчання для розроблення алгоритмів діагностики раку, навчаючи моделі локально в кожній лікарні, а потім об'єднуючи отримані знання без обміну даними пацієнтів.

Інший важливий підхід – диференційна приватність, математична основа для захисту конфіденційності в наборах даних [23]. Вона дає змогу отримувати статистичні висновки з даних, не розкриваючи інформацію про конкретних осіб. Перепис населення США 2020 року став одним із найбільших прикладів застосування диференційної приватності в реальному світі. Бюро перепису населення використало цю технологію для публікації докладних статистичних даних, одночасно захищаючи конфіденційність окремих респондентів. Apple використовує диференційну приватність для збору даних про використання своїх пристроїв, додаючи випадковий «шум» до даних користувачів перед їх відправленням на сервери компанії. Це дає змогу виявляти загальні тенденції без можливості ідентифікації окремих користувачів [117].

Для критично важливих систем ШІ усе більшого значення набуває формальна верифікація – математичний підхід щодо доведення коректності програм [116]. На відміну від традиційного тестування, яке може виявити наявність помилок, формальна верифікація може довести їх відсутність. Історично формальну верифікацію використовували в авіаційній і космічній галузях, де помилки програмного забезпечення можуть мати катастрофічні наслідки. Наприклад, NASA використовує формальні методи для перевірки програмного забезпечення своїх марсоходів та інших космічних апаратів. Застосування формальної верифікації до систем ШІ є складним завданням

через їхню принципову стохастичність і складність [38]. Проте в останні роки з'явилися багатообіцяючі підходи. Дослідники з «DeepMind» та Університету Торонто розробили методи формальної верифікації для нейронних мереж, які використовують у системах безпеки автономних автомобілів [65].

Розвиток ШІ – це не лише технологічне, але й соціальне питання, яке потребує співпраці різних зацікавлених сторін [77]. Підхід «екосистем ШІ» передбачає залучення не лише розробників і регуляторів, але і користувачів, громадянського суспільства та експертів із різних галузей ухвалювати рішення щодо розвитку та впровадження ШІ [86].

Один із прикладів – «Montreal Declaration for Responsible AI», ініціатива Університету Монреаля, яка залучила понад 15 000 громадян, експертів та організацій для розроблення принципів відповідального розвитку ШІ [86]. Декларація стала основою для розроблення політики ШІ у Квебеку та вплинула на міжнародні дискусії. Інший приклад – створення етичних рад із ШІ у великих технологічних компаніях, які включають не лише технічних фахівців, але й експертів з етики, права, соціології та інших гуманітарних дисциплін. Такі ради допомагають оцінювати етичні наслідки нових розробок і ухвалювати збалансовані рішення [100].

Історія технологічного розвитку людства містить багато уроків, які можуть бути корисними для управління розвитком ШІ [46]. Промислова революція XVIII-XIX століть призвела до безпрецедентного зростання продуктивності, значних соціальних потрясінь, експлуатації працівників та екологічних проблем. Лише поступовий розвиток трудового законодавства, профспілок та екологічних норм дав змогу збалансувати технологічний прогрес із соціальними та екологічними цінностями. Аналогічно, розвиток автомобільної промисловості на початку XX століття супроводжувався значною кількістю аварій і жертв. Знадобилися десятиліття для розроблення ефективних систем безпеки, стандартів і правил дорожнього руху. Сьогодні

автомобільна безпека – це складна екосистема, яка включає технічні рішення (ремені безпеки, подушки безпеки), регуляторні норми (обов'язкові тести на безпеку) і соціальні зміни (культура безпечного водіння) [38]. Розвиток ядерної енергетики після Другої світової війни також пропонує важливі уроки. Ця технологія має як величезний потенціал для виробництва чистої енергії, так і катастрофічні ризики за неправильного використання чи аварій. Міжнародне агентство з атомної енергії (МАГАТЕ) і різні договори про нерозповсюдження ядерної зброї - це приклади міжнародної співпраці для управління потужною технологією [77].

Важливим завданням є знаходження правильного балансу між регулюванням для забезпечення безпеки та простором для інновацій [99]. Занадто жорстке регулювання може задушити інновації, у той час як недостатнє регулювання може призвести до зловживань і шкоди. Історія регулювання Інтернету пропонує корисні уроки. На ранніх стадіях розвитку Інтернету регулювання було мінімальним, що сприяло швидкому зростанню та інноваціям. Проте з часом стало зрозуміло, що деякі аспекти, такі як безпека даних і конфіденційність, потребують регулювання. Загальний регламент про захист даних (GDPR) у Європейському Союзі є прикладом складного балансування між захистом прав громадян і підтримкою цифрової економіки [85]. У сфері ШІ цей баланс особливо важливий. Регуляторні підходи, такі як «регуляторні пісочниці» (regulatory sandboxes), за допомогою яких тестують нові технології в контрольованому середовищі з обмеженими ризиками, можуть стати корисним інструментом. Наприклад, Велика Британія запустила «AI Sandbox» для тестування застосування ШІ в охороні здоров'я в реальних умовах, але з посиленням наглядом [95].

Історія розвитку ШІ вже має багато повчальних прикладів успіхів і помилок. Аналіз цих випадків дає змогу краще підготуватися до майбутніх викликів [46]. Одним із важливих уроків є небезпека надмірного оптимізму.

У 1950-60-х роках піонери ШІ, такі як Марвін Мінський [36] і Герберт Саймон, передбачали створення людиноподібного ШІ протягом декількох десятиліть. Ці прогнози виявилися надто оптимістичними, що призвело до періоду розчарування, відомого як «зима ШІ». Аналогічно, сучасні обіцянки щодо швидкого впровадження повністю автономних автомобілів виявилися передчасними, оскільки реальність виявилася складнішою, ніж передбачали [65].

З іншого боку, є і приклади успішного управління ризиками. Розвиток глибинного навчання у 2010-х роках супроводжувався створенням нових організацій, таких як «Partnership on AI» і «Montreal AI Ethics Institute», спрямованих на забезпечення відповідального розвитку цих технологій [43]. Відкрита публікація досліджень, яка є нормою в академічній спільноті ШІ, сприяє прозорості та обміну знаннями щодо потенційних ризиків [104].

Зі збільшенням інтегрування систем ШІ у суспільне життя зростає важливість широкого суспільного діалогу щодо їхнього розвитку та регулювання [86]. Це включає не лише експертів і розробників, але і користувачів, громадянське суспільство та різні спільноти, на які потенційно впливають ці технології. Прикладом такого підходу є ініціатива міста Амстердам «AI Registry». У 2020 році Амстердам став першим містом у світі, яке створило публічний реєстр алгоритмів, що використовує муніципалітет. Реєстр містить інформацію про те, які алгоритми використовують, як вони працюють, які дані використовують і як забезпечена їхня справедливність. Ця ініціатива підвищує прозорість і підзвітність використання ШІ в публічному секторі [100]. На міжнародному рівні ЮНЕСКО у 2021 році ухвалила першу глобальну Рекомендацію щодо етики ШІ, яка була розроблена за участю широкого кола зацікавлених сторін із різних країн і культур. Цей документ встановлює спільні цінності та принципи для забезпечення того, щоб цифрові трансформації сприяли захисту прав людини і сталому розвитку [86].

Важливим аспектом безпеки та етичності ІІІ є забезпечення того, щоб його розвиток не посилював існуючу нерівність між країнами та різними соціальними групами [92]. Сьогодні дослідження і розроблення ІІІ сконцентровані переважно в кількох технологічних хабах у США, Китаї та Європі, що створює ризик того, що технології ІІІ не будуть ураховувати потреби та контексти інших регіонів [115]. Для подолання цього розриву з'являються ініціативи, спрямовані на розвиток ІІІ у регіонах, що розвиваються. Наприклад, організація «Deep Learning Indaba» працює над підвищенням експертизи в галузі машинного навчання в Африці, організовуючи конференції, воркшопи та надаючи стипендії для африканських дослідників. Програма «AI4D» («Artificial Intelligence for Development») Міжнародного дослідницького центру розвитку Канади підтримує дослідження та впровадження ІІІ для розв'язання проблем розвитку в країнах Африки, Азії та Латинської Америки. Проекти включають використання ІІІ для покращення сільськогосподарського виробництва, моніторингу епідемій і покращення освіти [88].

Забезпечення мовної різноманітності в системах ІІІ також є важливим аспектом інклюзивності [16]. Історично системи обробки природної мови розробляли переважно для англійської мови, залишаючи багато інших мов недостатньо підтриманими. Ініціативи, такі як «Masakhane», працюють над розвитком машинного перекладу та інших технологій ІІІ для африканських мов [104].

У міру того, як системи ІІІ стають усе більш автономними, важливим питанням стає належний баланс між автоматизацією та людським контролем [108]. Підхід «людина в контурі» (human-in-the-loop) передбачає, що в критичних системах людина залишається частиною процесу ухвалення рішень, маючи можливість перевіряти і корегувати рішення ІІІ. У медичній діагностиці цей підхід широко використовуваний: алгоритми ІІІ допомагають лікарям виявляти потенційні проблеми на медичних

зображеннях, але остаточний діагноз ставить лікар, який може врахувати ширший контекст і унікальні особливості пацієнта [27]. У військовій сфері питання автономності систем озброєння викликає особливі занепокоєння [96]. Кампанія «Зупинимо роботів-вбивць» виступає за міжнародну заборону повністю автономних систем озброєння, які можуть вибирати і атакувати цілі без людського втручання. Понад 30 країн уже підтримали таку заборону [60].

Цікавий підхід пропонує концепція «значущого людського контролю», розроблена Міжнародним комітетом Червоного Хреста. Вона передбачає, що в системах озброєння людина повинна мати не лише формальну можливість схвалити чи відхилити рішення ІШ, але і реальне розуміння контексту і наслідків таких рішень [77].

У міру того, як системи ІШ застосовують у критичних інфраструктурах, таких як енергетика, транспорт і охорона здоров'я, їхня стійкість до збоїв, атак і несподіваних ситуацій стає надзвичайно важливою [91]. Одним із підходів є розроблення «надійного ІШ» (robust AI), здатного функціонувати в умовах невизначеності та неповних даних. Наприклад, дослідники з IBM і MIT розробляють методи навчання нейронних мереж, які залишаються стабільними за наявності «шуму» або помилок у вхідних даних [27]. Інший підхід – це створення «самосвідомих» систем ІШ, які можуть оцінювати власну невизначеність і обмеження. Система «Watson Health» від IBM, яка допомагає лікарям у діагностиці та лікуванні раку, не лише надає рекомендації, але і вказує рівень своєї впевненості в них, даючи змогу лікарям ухвалювати більш інформовані рішення [17]. Для критичних систем також важливою є надлишковість і багаторівневі механізми безпеки. Автономні автомобілі «Tesla» використовують кілька незалежних систем сенсорів (камери, радар, ультразвук) і алгоритмів для забезпечення руху, так що вихід із ладу однієї системи не призводить до повної втрати функціональності [65].

На сьогодні штучний інтелект відкриває безпрецедентні можливості для розв'язання глобальних проблем: від зміни клімату і охорони здоров'я до підвищення якості життя і розвитку економіки [38]. Проте реалізація цього потенціалу залежить від здатності забезпечити прозорість, безпеку та етичність систем ШІ. Історія технологічного розвитку показує, що інновації завжди супроводжують можливості і ризики [46]. Парові двигуни промислової революції трансформували виробництво, але також призвели до забруднення. Автомобілі революціонізували транспорт, але стали причиною аварій і забруднення. Інтернет змінив комунікацію і доступ до інформації, але створив нові проблеми для конфіденційності та безпеки. У кожному випадку суспільство знаходило способи адаптуватися до нових технологій, розробляючи норми, стандарти і регуляторні рамки для максимізації користі та мінімізації шкоди [86]. Сьогодні людство стоїть перед аналогічним викликом з ШІ, і успіх залежить від здатності вчитися на уроках історії та співпрацювати для забезпечення того, щоб ця потужна технологія служила на благо [95].

Прозорість алгоритмів – це не просто технічна проблема, а фундаментальне питання довіри і справедливості [92]. Коли алгоритми ухвалюють рішення, які впливають на життя людей, ці люди мають право знати, як і чому були ухвалені такі рішення. Прозорість також є необхідною умовою для відповідальності – без неї неможливо визначити, хто і за що відповідає, коли система ШІ спричиняє шкоду [85].

Безпека алгоритмів ШІ – це багатовимірна проблема, яка охоплює як технічні аспекти захисту від збоїв і атак, так і більш широкі питання соціальної безпеки та етичності [117]. У міру того, як системи ШІ стають усе більш потужними та автономними, забезпечення їхньої безпеки стає не просто бажаним, а необхідним для стійкого розвитку [96].

Для забезпечення прозорості та безпеки ШІ потрібна співпраця різних стейкхолдерів: розробників, які створюють технології; регуляторів, які

встановлюють правила гри; бізнесу, який впроваджує ШІ у свої процеси; громадянського суспільства, яке представляє інтереси різних груп; звичайних користувачів, які взаємодіють із системами ШІ у своєму повсякденному житті [88].

Історія розвитку ШІ навчає, що технологічний прогрес не є лінійним і передбачуваним [46]. Періоди стрімкого розвитку змінюються періодами переосмислення та адаптації. Сьогоднішній бум ШІ, пов'язаний із розвитком глибинного навчання та великих мовних моделей, вимагає від нас не лише захоплення можливостями, але і зваженого підходу щодо ризиків [43].

5.5. Соціальне сприйняття ШІ на залізничному транспорті

Залізничний транспорт завжди був символом індустріального прогресу людства. Від перших парових локомотивів до сучасних високошвидкісних поїздів, залізниця незмінно залишається ареною для впровадження передових технологій свого часу. У ХХІ столітті такою технологією став штучний інтелект (ШІ), який поступово трансформує всі аспекти залізничної галузі: від планування маршрутів до технічного обслуговування, від безпеки руху до взаємодії з пасажиром [1]. Однак, як і кожна революційна технологія в історії, ШІ викликає широкий спектр соціальних реакцій – від оптимістичного захоплення до глибокого скептицизму [84].

Суспільне сприйняття штучного інтелекту на залізниці не формується у вакуумі. Воно глибоко укорінене в культурних, економічних та історичних контекстах кожної країни [77]. Щоб зрозуміти сучасні погляди на цю технологію, потрібно зануритися в історію автоматизації залізничного транспорту, еволюцію суспільних страхів і надій, пов'язаних із технологічним прогресом, і те, як ці фактори формують сьогоднішнє

сприйняття ШІ в галузі, що щороку перевозить мільярди пасажирів і вантажів по всьому світу [64].

Залізничний транспорт із моменту свого зародження був технологічним дивом, що змінило суспільство. Коли у 1825 році Джордж Стефенсон запустив свій паровоз «Локомошн» на залізниці Стоктон-Дарлінгтон у Великій Британії, реакція суспільства була неоднозначною. Дехто вбачав у цьому революційний прорив, здатний наблизити віддалені міста і трансформувати економіку, інші ж висловлювали побоювання, що висока швидкість (30 км/год!) може завдати шкоди людському організму, викликаючи психічні розлади або навіть смерть [62].

Цей початковий скептицизм із часом поступився місцем загальному прийняттю, але кожна нова технологічна інновація на залізниці проходила схожий цикл суспільного сприйняття. Електрифікація залізниць у XX столітті, автоматичні системи сигналізації, централізоване управління рухом – усі ці технології спочатку викликали побоювання, особливо серед працівників, які боялися втратити роботу [113].

Особливо цікавим історичним прикладом є впровадження автоматичних систем керування в 1960-х роках. Коли британські залізниці почали тестувати автоматичне управління поїздами на лінії Вікторія в Лондоні, профспілки машиністів активно протестували, побоюючись масових скорочень. Газети того часу рясніли заголовками на кшталт «Машини замінюють людей» і «Кінець ери машиністів». Однак замість скорочення робочих місць нова технологія змінила характер роботи машиністів – із безпосереднього керування локомотивом вони перейшли до контролю за автоматичними системами та реагування на нестандартні ситуації [75]. У Японії, навпаки, автоматизація залізниць отримала широку підтримку суспільства, особливо після запуску перших високошвидкісних поїздів «Сінкансен» у 1964 році. Японське суспільство з його культурними цінностями ефективності та технологічної досконалості сприймало

автоматизацію не як загрозу робочим місцям, а засіб підвищення точності, безпеки та ефективності залізничної системи [49]. Ці різні історичні патерни заклали основу для сучасного сприйняття штучного інтелекту на залізниці. Країни з більш позитивним історичним досвідом автоматизації зазвичай демонструють більшу відкритість щодо впровадження ШІ у залізничній галузі [46].

Сьогодні штучний інтелект на залізниці поданий як широкий спектр технологій, кожна з яких викликає специфічні соціальні реакції [78].

Одним із найменш контроверсійних застосувань ШІ є планування та оптимізація руху поїздів. Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати величезні масиви даних про пасажиропотоки, погодні умови, технічні обмеження та інші фактори для створення оптимальних графіків руху [63]. Наприклад, німецький залізничний оператор «Deutsche Bahn» використовує систему ШІ, яка дала змогу зменшити затримки поїздів на 15 % за перший рік впровадження [50]. Суспільне сприйняття таких систем загалом позитивне, оскільки вони безпосередньо впливають на якість обслуговування пасажирів. Показовим є випадок швейцарських залізниць («SBB»), які впровадили ШІ-систему для планування графіка руху у 2018 році [57]. В інтерв'ю місцевим ЗМІ пасажирів відзначали поліпшення пунктуальності, однак висловлювали побоювання щодо можливої «негнучкості» алгоритмів під час нестандартних ситуацій. Ці побоювання частково підтвердилися під час екстремальних снігопадів взимку 2019 року, коли система не змогла ефективно адаптуватися до різкої зміни умов [59].

Найбільш дискусійним аспектом впровадження ШІ на залізниці є повністю автономні поїзди. У 2018 році в Австралії компанія «Rio Tinto» запустила перший у світі повністю автономний вантажний поїзд, який перевозить залізну руду на відстань 280 км без участі людини-машиніста [58]. Реакція австралійського суспільства була неоднозначною: з одного боку, технологічні ентузіасти вітали це як прорив, з іншого – профспілки

залізничників влаштовували масові протести в Перті, побоюючись скорочення робочих місць. Слід зазначити про культурні відмінності у сприйнятті цієї технології. Дослідження, проведене Університетом Мельбурна, показало, що 68 % австралійців підтримують автономні вантажні поїзди, але лише 23 % готові користуватися повністю автономними пасажирськими поїздами. Ця різниця відображує фундаментальне сприйняття ризику: люди більш толерантні до автоматизації у сферах, де потенційна помилка не загрожує безпосередньо їхньому життю [77].

У Європі перший безпілотний пасажирський поїзд був впроваджений на четвертій лінії паризького метро ще у 2012 році. Французьке суспільство продемонструвало відносно високий рівень сприйняття цієї технології – 72 % опитаних пасажирів висловили довіру до автоматичних систем [51]. Однак слід зазначити, що поїзди метро рухаються за чітко визначеним маршрутом у закритому середовищі, що значно спрощує автоматизацію порівняно з магістральними залізницями [75].

Одним із найуспішніших прикладів впровадження ІІІ на залізниці стали предиктивні системи технічного обслуговування. Датчики на рухомому складі та залізничній інфраструктурі постійно збирають дані, аналізовані алгоритмами машинного навчання для прогнозування можливих несправностей до їх виникнення [71]. Загальне сприйняття цих технологій переважно позитивне серед усіх зацікавлених сторін. Для операторів залізниць вони означають скорочення витрат на обслуговування до 30 %, для пасажирів – зменшення кількості несправностей і затримок, для технічного персоналу – перехід від рутинних перевірок до більш інтелектуальної діагностичної роботи [74]. Показовим є приклад італійських залізниць «Trenitalia», які впровадили систему «Dynamic Maintenance Management System» («DMMS»), що використовує ІІІ для аналізу даних із тисяч датчиків на високошвидкісних поїздах. За перші два роки система дала змогу скоротити витрати на технічне обслуговування на

8,2 % і зменшити кількість затримок поїздів через технічні несправності на 17 %. При цьому, що характерно для успішних впроваджень ІІІ, система не замінила технічних спеціалістів, а трансформувала їхню роботу, звільнивши від рутинних завдань і давши їм змогу зосередитися на складніших проблемах [61].

Соціальне сприйняття ІІІ на залізничному транспорті демонструє значні регіональні відмінності, які обумовлені культурними, економічними та геополітичними факторами [86]. Азійські країни, особливо Японія, Південна Корея та Китай, демонструють найвищий рівень сприйняття ІІІ у залізничній галузі. У Японії, де залізниця є основою транспортної системи, автоматизацію сприймають не як загрозу, а необхідний інструмент для підтримки легендарної японської пунктуальності [49]. Токійська лінія «Юрікамоме» функціонує без машиністів із 1995 року, а опитування показали, що 88 % японців довіряють автономним транспортним системам. У Китаї розвиток ІІІ на залізниці тісно пов'язаний із національною стратегією технологічного лідерства. Високошвидкісні лінії між Пекіном і Шанхаєм обладнані системами автоматичного управління, які використовують елементи ІІІ для оптимізації швидкості та енергоспоживання [52]. Китайське суспільство сприймає ці технології як символ національного престижу і доказ технологічного паритету із Заходом. Однак існує цікавий парадокс: незважаючи на загальну підтримку технологічних інновацій, китайські пасажери висловлюють більше занепокоєння щодо приватності та збору даних системами ІІІ, ніж їхні європейські колеги [56].

Європейське ставлення до ІІІ на залізниці має прагматичний підхід з акцентом на етичні аспекти і захисті прав працівників [60]. Європейські профспілки залізничників активно беруть участь у дискусіях щодо впровадження автономних систем, вимагаючи гарантій збереження робочих місць або програм перекваліфікації. Цікаво, що рівень довіри до ІІІ на залізниці варіюється навіть серед європейських країн. За дослідженням

Єврокомісії, найвищий рівень довіри демонструють скандинавські країни (Швеція, Данія, Фінляндія), де 73 % респондентів висловлюють позитивне ставлення до автоматизації залізниць. Водночас у південноєвропейських країнах (Італія, Іспанія, Греція) цей показник становить лише 52 %. Це може бути пов'язано з різними культурними традиціями і рівнем технологічного розвитку [47]. Особливий випадок – Німеччина з її сильними традиціями інженерної досконалості. Німецьке суспільство демонструє високий рівень довіри до технічних аспектів ШІ (79 % вважають, що автоматизація підвищить безпеку руху), але висловлює занепокоєння щодо соціальних наслідків (61 % побоюються скорочення робочих місць) [50].

У Північній Америці залізничний транспорт відіграє головну роль передусім у вантажних перевезеннях. Американські залізничні компанії активно інвестують у системи ШІ для оптимізації логістики і технічного обслуговування, але впровадження повністю автономних поїздів стикається з регуляторними бар'єрами. Федеральна залізнична адміністрація США (FRA) займає обережну позицію, вимагаючи вичерпних доказів безпеки для схвалення таких технологій [65]. Суспільне сприйняття ШІ на залізниці в США сильно розшаровано за регіональною та демографічною ознакою. Жителі технологічно орієнтованих штатів, таких як Каліфорнія та Массачусетс, демонструють вищий рівень сприйняття автоматизації (67 %), тоді як у традиційних «залізничних штатах» Середнього Заходу цей показник становить лише 42 %. Це створює цікавий парадокс: регіони, де залізничний транспорт має найбільше економічне значення, демонструють найнижчий рівень сприйняття технологічних інновацій у цій галузі [115].

Аналіз глобальних тенденцій дає змогу виділити кілька основних факторів, які формують суспільне сприйняття штучного інтелекту на залізничному транспорті.

Безпека та довіра. Безпека залишається головним фактором у формуванні ставлення до ШІ на залізниці [91]. Хоч статистика демонструє,

що автоматизовані системи можуть бути безпечнішими за людей (наприклад, автономна лінія метро в Парижі не мала жодного серйозного інциденту за 10 років експлуатації), публічне сприйняття часто кероване окремими резонансними випадками. Показовим є випадок із тестуванням автономного поїзда компанією «SNCF» у Франції у 2017 році. Коли система не розпізнала сигнал через незвичні погодні умови, це викликало громадський резонанс, хоча людина-машиніст, яка контролювала поїзд під час тестування, вчасно відреагувала на ситуацію [51]. Одна подібна подія отримала більше медійного висвітлення, ніж тисячі годин безпроблемної роботи системи. Дослідження Мюнхенського технічного університету показало цікавий психологічний феномен: пасажери готові пробачити помилку людині-машиністу, але очікують абсолютної безпомилковості від автоматичних систем. Це створює завищені стандарти для технологій ШІ, які мають не просто бути безпечнішими за людей, а демонструвати майже ідеальні показники безпеки для отримання суспільного схвалення [108].

Прозорість і зрозумілість. Системи ШІ часто сприймаються як «чорні скрині», рішення яких складно пояснити нетехнічній аудиторії [17]. Цей фактор значно впливає на довіру до них, особливо у критичних для безпеки застосуваннях. Залізничні оператори, які забезпечують прозорість щодо принципів роботи своїх систем ШІ зазвичай стикаються з меншим суспільним спротивом. Швейцарські залізниці (SBB) запровадили програму «Прозорі алгоритми», у рамках якої публікують спрощені пояснення того, як працюють їхні системи оптимізації розкладу і технічного обслуговування [57]. Такий підхід допоміг підвищити рівень суспільної довіри до впроваджуваних технологій з 58 до 76 % за два роки.

Соціально-економічні наслідки. Побоювання щодо втрати робочих місць залишається одним із головних факторів, що формують негативне ставлення до ШІ на залізниці, особливо серед працівників галузі [94]. Історичний досвід показує, що автоматизація зазвичай трансформує, а не

ліквідує професії, але короткострокові соціальні наслідки можуть бути значними. Найбільш успішними в подоланні цього бар'єру виявилися підходи, що долучають працівників до процесу трансформації. Наприклад, японський залізничний оператор «JR East» впровадив програму «Людина і ШІ в гармонії», яка перекваліфіковує колишніх машиністів на операторів систем ШІ і технічних спеціалістів [49]. Завдяки цьому компанія змогла автоматизувати частину операцій без масових звільнень, що значно зменшило суспільний спротив.

Культурні та історичні фактори. Національні культурні особливості суттєво впливають на сприйняття ШІ [86]. Дослідження Культурних вимірів Хофстеде показують, що суспільства з низьким рівнем уникнення невизначеності (наприклад скандинавські країни) демонструють вищу готовність сприйняти нові технології ШІ на залізниці. Натомість культури з високим рівнем уникнення невизначеності (наприклад Греція, Португалія) більш скептично ставляться до таких інновацій. Історичний контекст також має значення. Країни з позитивним досвідом попередніх хвиль автоматизації демонструють більшу відкритість до ШІ. Наприклад, Японія, яка успішно впровадила автоматичні системи керування поїздами ще в 1980-х роках, сьогодні легше сприймає більш складні системи ШІ, ніж країни, де автоматизація мала суперечливі наслідки [49].

Аналіз поточних тенденцій дає змогу окреслити кілька можливих сценаріїв розвитку соціального сприйняття ШІ на залізничному транспорті.

Сценарій «Поступова адаптація». Найбільш імовірним видається сценарій поступової адаптації, за якого технології ШІ впроваджуватимуть спочатку в найменш контroversійних сферах (оптимізація розкладу, технічне обслуговування), а потім поширюватимуть на більш чутливі галузі (автономне керування) [89]. Такий еволюційний підхід дасть змогу суспільству «звикнути» до присутності ШІ на залізниці, поступово формуючи довіру до цих технологій. Цей сценарій сьогодні реалізують у

більшості європейських країн. Наприклад, французький оператор «SNCF» впроваджує технології ШІ спочатку для обробки квитків та інформування пасажирів, лише після цього плануючи перехід до часткової автоматизації керування поїздами [51]. За опитуванням, такий підхід підтримують 73 % французів, що значно вище, ніж підтримка одномоментного переходу до повністю автономних поїздів (34 %).

Сценарій «Технологічний прорив». Альтернативний сценарій передбачає технологічний прорив, за якого стрімкий розвиток технологій ШІ і їхнє швидке впровадження випереджатимуть соціальну адаптацію [78]. Такий сценарій може бути реалізований у країнах із сильним державним впливом на залізничну галузь і високими темпами технологічного розвитку, насамперед у Китаї. Китайська стратегія «Made in China 2025» передбачає досягнення світового лідерства у сфері ШІ, включаючи залізничний транспорт. Повідомляють, що вже розробляють високошвидкісні поїзди з високим рівнем автономності для лінії Пекін-Шанхай-Гонконг [52]. Суспільне сприйняття за такого сценарію може стати вторинним фактором, з акцентом на демонстрацію технологічних можливостей країни.

Сценарій «Гібридна залізниця». Третій сценарій, який вже починають реалізовувати, передбачає формування гібридної залізниці, де ШІ та люди працюють у тісній взаємодії, доповнюючи одне одного [97]. При цьому ШІ виконує рутинні, обчислювальні та прогностичні функції, а люди зберігають контроль над ухваленням основних рішень і взаємодією з пасажирями. Такий підхід, що наголошує на співпраці, а не заміщенні, має потенціал для найбільш позитивного суспільного сприйняття. Дослідження Массачусетського технологічного інституту показало, що 82 % респондентів позитивно ставляться до «гібридних» систем, де ШІ допомагає людині-машиністу, порівняно з лише 38 % підтримки повністю автономних систем [38].

Отже, соціальне сприйняття штучного інтелекту на залізничному транспорті є складним феноменом, що формується під впливом

технологічних, культурних, історичних та економічних факторів [77]. Аналіз глобальних тенденцій дає змогу зробити кілька висновків.

По-перше, суспільне сприйняття ІІІ на залізниці не є монолітним – воно суттєво відрізняється залежно від конкретних застосувань (системи оптимізації розкладу сприймають значно позитивніше, ніж автономне керування поїздами), регіональних особливостей (азійські суспільства демонструють вищий рівень сприйняття, ніж європейські) і демографічних характеристик (молодші покоління зазвичай більш відкриті до технологічних інновацій) [87].

По-друге, історичний аналіз показує циклічність у сприйнятті нових технологій на залізниці – від початкового скептицизму до поступового прийняття. Цей патерн був з електрифікацією залізниць у ХХ столітті, впровадженням автоматичних систем керування в 1960-80-х роках і, ймовірно, повториться із впровадженням систем ІІІ [46].

По-третє, основними факторами, що визначають успішність соціальної інтеграції ІІІ на залізниці, є: 1) прозорість і зрозумілість технологій для широкого загалу; 2) увага до соціально-економічних наслідків, зокрема питань зайнятості; 3) культурна відповідність технологічних рішень національним особливостям; 4) поступове впровадження з належним інформуванням суспільства [100].

Найбільш перспективним напрямом розвитку видається модель гібридної залізниці, де ІІІ та люди працюють у симбіозі, доповнюючи сильні сторони одне одного [105]. Така модель може забезпечити технологічні переваги автоматизації, зберігаючи при цьому важливий людський елемент контролю та взаємодії, який залишається критично важливим для суспільного сприйняття. Зрештою, успішна інтеграція ІІІ у залізничну галузь залежатиме не лише від технологічного розвитку, але і соціального діалогу, освіти та інформування суспільства щодо можливостей і обмежень цих технологій [112]. Тільки такий комплексний підхід дасть

змогу повністю реалізувати потенціал штучного інтелекту для трансформації залізничного транспорту у XXI столітті.

Контрольні запитання

1. Опишіть основні етичні аспекти, які виникають з використанням штучного інтелекту на залізничному транспорті.
2. Як автоматизація залізничних процесів впливає на зайнятість і професійну підготовку кадрів?
3. Розкрийте юридичні аспекти і питання відповідальності за рішення, ухвалені системами ШІ на залізничному транспорті.
4. Поясніть важливість прозорості та безпеки алгоритмів штучного інтелекту в контексті залізничної галузі.
5. Які фактори впливають на соціальне сприйняття ШІ на залізничному транспорті?
6. Як можна забезпечити справедливість в ухваленні рішень системами ШІ, щоб уникнути дискримінації або необґрунтованих висновків?
7. Обговоріть роль конфіденційності даних із впровадженням ШІ-систем, особливо тих, що працюють із персональними даними пасажирів або співробітників.
8. Які потенційні ризики можуть виникнути в результаті «чорної скрині» ШІ, коли процес ухвалення рішення є непрозорим, і як це може вплинути на довіру користувачів?
9. Опишіть, як законодавство та нормативні документи можуть бути адаптовані до швидкого розвитку технологій ШІ на залізничному транспорті для забезпечення безпеки та етичності.

Практичні завдання

1. Розроблення етичного кодексу. Створіть короткий (до п'яти пунктів) етичний кодекс для розробників та операторів систем штучного інтелекту на залізничному транспорті. Зосередьтеся на питаннях безпеки, відповідальності та прозорості.

2. Аналіз впливу на зайнятість. Проаналізуйте потенційний вплив впровадження повністю автоматизованої системи управління залізничним рухом на ринок праці в залізничній галузі. Запропонуйте можливі заходи для пом'якшення негативних наслідків (наприклад програми перекваліфікації, створення нових робочих місць).

3. Кейс-стаді відповідальність ШІ. Розгляньте гіпотетичний випадок, коли через помилку системи штучного інтелекту, що керує потягом, стався інцидент. Визначте, хто (розробник ШІ, оператор залізниці, виробник обладнання) і якою мірою повинен нести юридичну відповідальність. Обґрунтуйте свою відповідь, посилаючись на принципи, викладені в розділі.

ВИСНОВКИ

Залізнична галузь, яка традиційно асоційована з масивними локомотивами, рейками та пахощами мастила, сьогодні переживає тиху революцію. За останнє десятиліття штучний інтелект (ШІ) трансформував цю, здавалося б, консервативну індустрію, вдихнувши нове життя в інфраструктуру, яка в деяких країнах налічує понад 200 років [1]. Від автоматизованих систем управління до предиктивного обслуговування, від оптимізації розкладу до безпілотних поїздів – штучний інтелект поступово стає невід'ємною складовою залізничної екосистеми по всьому світу [48]. Сьогодні штучний інтелект на залізниці – це різноманітні системи, які суттєво змінюють галузь. Мабуть, найбільш вражаючим досягненням є розвиток повністю автономних поїздів. У 2018 році австралійська гірничодобувна компанія «Rio Tinto» запустила перший у світі повністю автоматизований вантажний поїзд, який долає 280-кілометрову відстань без машиніста на борту [58]. Залізнична система «AutoHaul®» включає 200 локомотивів, обладнаних датчиками, камерами та ШІ-алгоритмами, які аналізують навколишнє середовище в режимі реального часу. Система може виявляти перешкоди на колії, корегувати швидкість для оптимізації витрат палива та ухвалювати рішення щодо зупинки в екстрених ситуаціях. За перший рік експлуатації ці поїзди подолали понад 4,5 млн км без жодної серйозної аварії, продемонструвавши вищий рівень безпеки порівняно з потягами під керуванням людини [91].

У пасажирських перевезеннях лідером впровадження автономних технологій є Китай. У 2019 році в Пекіні відкрили нову лінію метро «Яньфан», де поїздами управляють виключно ШІ-системи без участі машиніста [52]. Особливість цієї системи в тому, що вона не потребує фізичних сигналів уздовж колії – уся комунікація відбувається через

бездротові мережі, а поїзди самостійно ухвалюють рішення на основі даних, отриманих від інших поїздів і центральної системи управління [75].

У Європі німецький залізничний оператор «Deutsche Bahn» тестує автономні поїзди в регіоні Гамбург. Їхній проєкт, що отримав назву «Цифрова рейка Німеччини», включає поїзди, обладнані системами комп'ютерного зору та лідарами, які здатні розпізнавати сигнали, перешкоди та інші поїзди [50]. Унікальність німецького підходу полягає в тому, що ІІІ-системи впроваджено на існуючій інфраструктурі без необхідності будівництва нових спеціалізованих ліній [97].

Може здатися, що автоматизоване складання розкладу – це банальне завдання, яке не потребує складних алгоритмів ІІІ. Однак реальність залізничних операцій значно складніша. На завантажених мережах, наприклад у Нідерландах чи Японії, необхідно узгоджувати рух тисяч поїздів щодня, ураховуючи обмеження інфраструктури, потреби пасажирів, графіки технічного обслуговування та непередбачувані фактори, як-от погодні умови чи технічні несправності [63].

Нідерландські залізниці (NS) разом із Делфтським технічним університетом розробили систему ІІІ під назвою «DONNA» («Dynamic Online Network Management»), яка використовує методи глибокого навчання для динамічної оптимізації розкладу [73]. Унікальність цієї системи полягає в тому, що вона працює не лише на етапі планування, але і в режимі реального часу, корегуючи розклад під час непередбачуваних ситуацій. Завдяки впровадженню «DONNA» кількість запізнень поїздів на основних маршрутах скоротилася на 20 %, а загальна пропускна здатність мережі зросла на 15 % без будівництва додаткових колій [70].

Японський залізничний оператор «JR East» використовує систему «MARS» («Multi-Agent Railway Simulator»), яка моделює залізничну мережу як сукупність «інтелектуальних агентів», де кожен поїзд, станція та елемент інфраструктури подані як окремі алгоритми ІІІ, що взаємодіють між собою

[49]. Ця система дала змогу оптимізувати рух поїздів на токійських лініях, які є найзавантаженішими у світі з понад 40 млн пасажирів щодня. Завдяки «MARS» інтервал між поїздами в годину пік скоротився до двох хвилин, що є світовим рекордом для магістральних ліній [73].

Традиційний підхід щодо технічного обслуговування залізничної інфраструктури та рухомого складу ґрунтований на фіксованих інтервалах: кожен компонент перевіряють та обслуговують через певний проміжок часу або після певного пробігу. Це неефективно, оскільки призводить або до передчасної заміни деталей, які все ще в хорошому стані, або до поломок між запланованими перевірками. Штучний інтелект кардинально змінив цей підхід [71]. Італійський оператор «Trenitalia» впровадив систему «Dynamic Maintenance Management System» (DMMS), яка збирає дані з тисяч датчиків, встановлених на високошвидкісних поїздах Frecciarossa. Ці датчики в режимі реального часу моніторять температуру, вібрацію, тиск та інші параметри основних компонентів. Алгоритми машинного навчання аналізують ці дані та прогнозують, коли кожен компонент може вийти з ладу [69]. Результати вражають: за перші три роки використання «DMMS» вдалося скоротити витрати на технічне обслуговування на 8 %, а кількість затримок поїздів через технічні несправності – на 17 %. Цікаво, що з часом система стає все ефективнішою, оскільки її алгоритми «навчаються» на основі накопичених даних, підвищуючи точність прогнозів [76].

Німецька «Deutsche Bahn» використовує «ZOOM» («Zero Outage Oriented Maintenance») – система, яка аналізує дані не лише з поїздів, але і з елементів інфраструктури, таких як стрілки, сигнали та контактна мережа [74]. Особливість «ZOOM» полягає в тому, що вона враховує зв'язки між різними компонентами. Наприклад, система може виявити, що несправність певної стрілки пов'язана з аномальною вібрацією на попередній ділянці колії, чого не могли б помітити традиційні методи моніторингу [50].

Незважаючи на вражаючі досягнення, впровадження ІІІ у залізничній галузі стикається з низкою проблем. По-перше, це консервативність галузі, де безпека є абсолютним пріоритетом, а впровадження нових технологій потребує тривалого тестування та сертифікації. По-друге, це фрагментованість залізничних мереж, особливо в Європі, де різні країни використовують різні технічні стандарти і регуляторні вимоги [47]. Також існують серйозні кібербезпекові ризики. У 2019 році данський залізничний оператор «DSB» став жертвою кібератаки, яка призвела до збоїв у роботі систем продажу квитків та інформаційних дисплеїв. Хоча системи управління рухом не постраждали, цей інцидент продемонстрував потенційну вразливість цифрових залізничних систем [117]. Незважаючи на ці виклики, перспективи розвитку ІІІ на залізниці виглядають оптимістично. Очікують, що до 2030 року більшість магістральних ліній у розвинених країнах будуть обладнані системами ІІІ для оптимізації руху та предиктивного обслуговування [115]. А до 2040 року, за прогнозами експертів, автономні поїзди можуть стати нормою на вантажних і деяких пасажирських маршрутах [54]. Особливо цікавим напрямом є інтеграція залізничних ІІІ-систем з іншими видами транспорту в рамках концепції «Мобільність як послуга» («MaaS»). Наприклад, фінський проєкт «Whim» уже сьогодні дає змогу пасажирам планувати мультимодальні подорожі, що включають залізницю, громадський транспорт, спільне використання автомобілів і велосипедів, з оптимізацією маршруту в режимі реального часу [98].

Важливо розуміти, що впровадження ІІІ на залізниці має не лише технологічні, а й соціальні наслідки [94]. З одного боку, автоматизація процесів може призвести до скорочення деяких професій. Наприклад, у Норвегії впровадження автоматизованих систем продажу квитків скоротило кількість касирів на 75 % за останні 10 років. З іншого боку, з'являються нові професії, пов'язані з обслуговуванням ІІІ-систем, аналізом даних і

кібербезпекою [113]. Цікавим є досвід Японії, де вже функціонують повністю автоматизовані лінії, але компанії-оператори зберегли посади машиністів, переорієнтувавши їх на обслуговування пасажирів і контроль за автоматизованими системами. Це дало змогу зберегти робочі місця та одночасно підвищити якість обслуговування [49].

Також змінюється і досвід пасажирів. Системи ШІ дають змогу забезпечити персоналізовані рекомендації щодо маршрутів, інформацію про завантаженість вагонів у режимі реального часу та прогнози можливих затримок [87]. Наприклад, мобільний додаток швейцарських залізниць не лише показує розклад, але й рекомендує оптимальні вагони залежно від завантаженості та потреб конкретного пасажирів (наприклад близькість до виходу на потрібній станції) [57].

Підсумовуючи, можна сказати, що штучний інтелект стає новим «двигуном» розвитку залізничної галузі, подібно до того, як паровий двигун, електрифікація та дизельна тяга революціонізували залізницю в минулому [64]. Вражаючі результати впровадження ШІ в оптимізації розкладу, предиктивному обслуговуванні та автономному управлінні поїздами доводять, що ця технологія не просто модний тренд, а незамінний інструмент для підвищення ефективності, безпеки та комфорту залізничних перевезень [1]. Особливо важливо, що штучний інтелект сприяє модернізації існуючої інфраструктури без масштабних будівельних робіт. У світі, де залізничні мережі в багатьох розвинених країнах були збудовані понад століття тому, це створює можливість підвищити їхню пропускну здатність без значних капіталовкладень [81]. Майбутнє залізниці, імовірно, належить гібридним системам, де ШІ та люди працюватимуть пліч-о-пліч, доповнюючи один одного [105]. Штучний інтелект візьме на себе рутинні операції, аналіз великих обсягів даних та оптимізацію процесів, тоді як люди зосередяться на стратегічних рішеннях, взаємодії з пасажирів та контролі за ШІ-системами [112]. Отже, штучний інтелект на залізниці – це

не просто технологічна інновація, а новий етап еволюції однієї з найстаріших транспортних систем, що дає їй змогу залишатися конкурентоздатною в епоху цифрових технологій і відповідати зростаючим потребам сучасного суспільства у швидкому, надійному та екологічному транспорті [103].

Залізничний транспорт, який понад два століття формував економічний і соціальний ландшафт людської цивілізації, стоїть на порозі нової технологічної революції. Штучний інтелект (ШІ) [2, 38], який уже трансформував такі галузі, як медицина, фінанси та виробництво, починає активно інтегруватися в залізничну інфраструктуру [1, 47], обіцяючи підвищити ефективність, безпеку та зручність цього виду транспорту. Перші кроки в цьому напрямі вже зроблені – від предиктивного обслуговування до автоматизованих систем управління поїздами [75]. Проте це лише початок захоплюючої подорожі в майбутнє, де штучний інтелект може повністю переосмислити залізничну галузь [1, 48].

Для розуміння масштабу потенційних змін слід згадати, що перша промислова революція зародилася саме із залізниць. Коли у 1825 році паровоз «Локомоушн № 1» Джорджа Стефенсона здійснив свій історичний рейс між Стоктоном і Дарлінгтоном, це символізувало початок нової ери. Сьогодні, майже через 200 років, залізниці знову можуть стати полігоном для революційних інновацій, цього разу пов'язаних з інтелектуальними технологіями [46, 48]. Одним з основних напрямів подальших досліджень є розвиток концепції «розумної залізниці» («Smart Railway») [48, 50], де вся інфраструктура, від колій до станцій і рухомого складу, оснащена мережею взаємопов'язаних сенсорів, що постійно збирають і передають дані [69, 70]. Ці дані, аналізовані алгоритмами машинного навчання [2-4], дають змогу створювати цифрові двійники залізничної системи – віртуальні моделі, що відображують стан інфраструктури в реальному часі [67]. На сьогодні такий підхід уже реалізують: німецький залізничний оператор «Deutsche Bahn»

уже працює над створенням цифрового двійника своєї мережі в рамках проєкту «Digitale Schiene Deutschland» [50]. Ця модель включає понад 33 000 км колій, 5 700 станцій і тисячі поїздів. Алгоритми ШІ аналізують дані з сенсорів, встановлених на коліях, стрілках, сигнальних системах і поїздах, щоб передбачати потенційні несправності до їх виникнення [71]. Японський залізничний оператор «JR East» пішов ще далі, розробивши «розумні» шпали із вбудованими сенсорами, які вимірюють вібрацію, температуру і тиск під час проходження поїздів [49]. Ці дані дають змогу не лише виявляти несправності, але й оптимізувати графік руху, ураховуючи фактичний стан інфраструктури. Наприклад, якщо сенсори фіксують збільшення вібрації на певній ділянці, алгоритм може автоматично рекомендувати зниження швидкості поїздів на цій ділянці для проведення обслуговування [74].

У майбутньому ці мережі сенсорів стануть ще більш витонченими і зможуть збирати дані не лише про стан інфраструктури, але і погодні умови, пасажиропотоки та навіть соціальні події, що можуть вплинути на функціонування залізниці [70]. Наприклад, уже зараз експериментують із використанням даних із соціальних мереж для прогнозування підвищеного попиту на перевезення під час концертів або спортивних змагань [57].

Особливо перспективним напрямом є інтеграція квантових сенсорів у залізничну інфраструктуру. Дослідники з Університету Бірмінгема у Великій Британії розробляють квантові гравіметри, які можуть виявляти найменші зміни в гравітаційному полі, щоб виявляти порожнини або нестабільні ґрунти під коліями задовго до того, як вони становитимуть загрозу [53, 54]. Така технологія може попередити катастрофічні руйнування залізничного полотна, які іноді трапляються під час сильних дощів або паводків.

Хоча повністю автономні поїзди вже є реальністю в деяких закритих системах, таких як метро і аеропортові шатли, впровадження цієї технології

на магістральних лініях залишається складним викликом [75]. Проте дослідження в цьому напрямі активно тривають, і в найближчі десятиліття можна очікувати значного прогресу. Так, британська компанія «Thales» розробляє систему «SelTrac G8», яка поєднує традиційні методи сигналізації з алгоритмами машинного навчання для створення «гібридної» системи управління поїздами [53]. На початкових етапах ця система функціонує як «цифровий помічник» машиніста, даючи рекомендації щодо оптимальної швидкості, гальмування та прискорення. З часом, з накопиченням даних і вдосконаленням алгоритмів, система може взяти на себе більше функцій, поступово рухаючись до повної автономності. У Німеччині впроваджують проєкт «АТО» («Automatic Train Operation») на високошвидкісній лінії між Гамбургом і Берліном [50]. Особливістю цього проєкту є використання штучного інтелекту не лише для управління поїздом, але й оптимізації енергоспоживання. Алгоритми аналізують рельєф, криві, обмеження швидкості та вагу поїзда, щоб розробити профіль руху, який мінімізує енергоспоживання. У тестовому режимі ця система вже дала змогу скоротити енергоспоживання на 15 % без збільшення часу в дорозі. Одним із найбільш амбітних проєктів є китайська система «CTCS4» («Chinese Train Control System level 4»), розроблювана для нового покоління високошвидкісних поїздів [52]. Вона використовує комбінацію лідарів, радарів, камер та інфрачервоних сенсорів для створення детальної тривимірної моделі оточення в реальному часі. Алгоритми глибокого навчання [9, 12, 41] аналізують ці дані, щоб виявляти потенційні перешкоди на колії, включаючи людей, тварин і транспортні засоби на переїздах. Система здатна ухвалювати автономні рішення про екстрене гальмування у випадку виявлення перешкод, що значно підвищує безпеку. Австралійська компанія «Rio Tinto», яка вже успішно впровадила автономні вантажні поїзди для перевезення залізної руди, зараз працює над наступним поколінням системи «AutoHaul», яка використовуватиме алгоритми

федеративного навчання [58]. Ця технологія дає змогу різним поїздам «навчатися» на досвіді один одного, не обмінюючись безпосередньо чутливими даними. Наприклад, якщо один поїзд виявляє незвичайну перешкоду на колії або стикається з екстремальними погодними умовами, інформацію про оптимальну реакцію на цю ситуацію передають іншим поїздам, покращуючи безпеку всієї системи [55, 91].

Традиційне планування залізничного розкладу – надзвичайно складне завдання, яке потребує врахування множини факторів: пропускну здатності ліній, доступності рухомого складу, попиту пасажирів, вантажних перевезень, технічного обслуговування тощо [63]. Штучний інтелект відкриває нові горизонти в цій сфері, даючи змогу створювати більш гнучкі та адаптивні розклади [73]. Швейцарські федеральні залізниці (SBB) розробляють систему «SmartRail 4.0», яка використовує алгоритми глибокого навчання для динамічного планування розкладу [57]. На відміну від традиційних систем, які працюють із фіксованими розкладами, ця система постійно оптимізує графік руху в режимі реального часу, ураховуючи поточну ситуацію в мережі. Наприклад, якщо один поїзд затримується, система автоматично корегує розклад інших поїздів, щоб мінімізувати загальні затримки в мережі. Дослідники з Делфтського технічного університету в Нідерландах працюють над алгоритмами «самоорганізації» для залізничної мережі [73]. Їхня концепція полягає в тому, щоб розглядати кожен поїзд як автономного агента, який взаємодіє з іншими поїздами та інфраструктурою для оптимізації свого маршруту. Такий децентралізований підхід може виявитися більш стійким до збоїв порівняно з традиційними централізованими системами управління [70, 75].

Особливо перспективним напрямом є інтеграція технологій штучного інтелекту з концепцією «мобільність як послуга» («Mobility as a Service, MaaS») [72]. Наприклад, фінський додаток «Whim» уже сьогодні дає змогу користувачам планувати і оплачувати мультимодальні поїздки, що

включають різні види транспорту, включаючи залізницю. У майбутньому алгоритми ШІ зможуть пропонувати персоналізовані маршрути з урахуванням не лише розкладу, але й особистих переваг користувача, погодних умов і навіть стану здоров'я. Інтеграція з безпілотними автомобілями також відкриває захоплюючі можливості. Дослідники з «Deutsche Bahn» працюють над концепцією «останньої милі», за якою автономні шатли зустрічають пасажирів на залізничних станціях і доставляють їх безпосередньо до пункту призначення [50]. ШІ-системи координують розклад цих шатлів із прибуттям і відправленням поїздів, забезпечуючи безшовний досвід подорожі.

Технології штучного інтелекту мають потенціал радикально змінити досвід пасажирів залізничного транспорту, зробивши подорожі більш комфортними, персоналізованими та безпроблемними [81, 87].

Віртуальні асистенти, подібні до «SIRI» або «Alexa», але спеціалізовані для залізничних подорожей, можуть стати незамінними супутниками пасажирів. Японська компанія «JR East» уже тестує систему «AI Station Guide» на токійському вокзалі Сіндзюку – одному з найзавантаженіших у світі зі щоденним пасажиропотоком понад 3,5 млн людей [49]. Цей віртуальний помічник, доступний через смартфон, може відповідати на запитання пасажирів природною мовою, надавати персоналізовані рекомендації щодо маршруту та інформувати про зміни в розкладі. Алгоритми комп'ютерного зору, інтегровані в системи відеоспостереження на станціях, можуть виявляти потенційно небезпечні ситуації, такі як скупчення людей на платформах або підозрілу поведінку [61]. Вони також можуть ідентифікувати пасажирів, яким потрібна допомога, наприклад літніх людей або пасажирів з обмеженими можливостями, і автоматично направляти до них персонал станції. Біометрична ідентифікація може значно спростити процес посадки на поїзд. Китайські залізниці вже впроваджують системи розпізнавання облич на

високошвидкісних лініях, що дає змогу пасажиром проходити на платформу без надання квитка [52]. Така система не лише підвищує зручність, але й підвищує безпеку, зменшуючи можливості для шахрайства. Розширена та віртуальна реальність, посилена алгоритмами штучного інтелекту, може перетворити час, проведений у дорозі, на продуктивний або розважальний досвід. Компанія «Eurostar» експериментує з AR-окулярами, які накладають інформаційні шари на пейзаж за вікном, розповідаючи пасажиром про визначні пам'ятки, історичні події або цікаві факти про регіони, через які проходить поїзд. ШІ-алгоритми персоналізують цей контент відповідно до інтересів кожного пасажиром [87]. Інновації торкнуться навіть такого базового аспекту, як комфорт у поїзді. Дослідники з Університету Шеффільда у Великій Британії розробляють «розумні» системи контролю мікроклімату, які використовують дані з носимих пристроїв пасажирів (таких як смарт-годинники) для оптимізації температури, вологості та циркуляції повітря у вагонах відповідно до фізіологічних потреб пасажирів [54].

Залізничний транспорт уже є одним із найбільш екологічно чистих видів транспорту за викидами CO₂ на пасажиро-кілометр, але технології штучного інтелекту можуть зробити його ще більш стійким [68]. Енергоефективність – один з основних напрямів досліджень. Французька національна залізнична компанія «SNCF» розробляє систему «DAS» («Driver Advisory System»), яка використовує алгоритми машинного навчання для оптимізації режиму ведення поїзда з метою мінімізації енергоспоживання [51]. Система аналізує дані про профіль колії, обмеження швидкості, вагу поїзда та навіть погодні умови, щоб рекомендувати машиністу оптимальний режим управління. У тестовому режимі ця система дала змогу скоротити енергоспоживання на високошвидкісних лініях «TGV» на 12 %. Інтеграція відновлюваних джерел енергії в залізничну інфраструктуру – ще один перспективний напрям. Італійський оператор «Trenitalia» експериментує з системою, яка використовує ШІ для

прогнозування енергоспоживання поїздів і координації цих прогнозів із виробництвом енергії від сонячних панелей, встановлених уздовж колій і на дахах станцій [1]. Алгоритми оптимізують графік руху так, щоб максимально використовувати періоди пікового виробництва сонячної енергії. Рекуперативне гальмування – технологія, яка дає змогу перетворювати кінетичну енергію поїзда з гальмуванням назад в електричну енергію – може стати значно ефективнішою з використанням ІІІ. Дослідники з Технологічного університету Ейндховена розробляють алгоритми, які оптимізують графік руху так, щоб один поїзд починав прискорення саме в той момент, коли інший починає гальмування, щоб ефективно використовувати рекуперовану енергію [73]. Цікавим напрямом є використання ІІІ для прогнозування та мінімізації впливу екстремальних погодних умов, які стають усе більш поширеними через зміну клімату. Нідерландські залізниці (NS) разом із Метеорологічним інститутом розробляють систему, яка використовує погодні дані та алгоритми машинного навчання для прогнозування потенційних проблем, таких як падіння дерев на колії під час штормів або розширення рейок під час спеки, та автоматичного корегування графіка руху [59].

Із зростанням цифровізації залізничних систем питання кібербезпеки набуває критичного значення [55]. Дослідження в цій сфері сфокусовані на розробленні алгоритмів, здатних виявляти і запобігати кібератакам на залізничну інфраструктуру. Британська компанія «Cylus» розробляє платформу «CylusOne», яка використовує алгоритми машинного навчання для моніторингу залізничних операційних мереж і виявлення аномалій, що можуть свідчити про кібератаку [55]. Система навчається на основі звичайних шаблонів мережевого трафіку і може виявляти навіть найменші відхилення, які можуть вказувати на компрометацію системи. Дослідники з Політехнічного університету Валенсії розробляють алгоритми «самовідновлення» для систем сигналізації [96, 117]. Ці алгоритми можуть

автоматично ізолювати скомпрометовані компоненти і перенаправляти системні функції через безпечні канали, забезпечуючи безперервність операцій навіть під час кібератаки. Впровадження технологій ІІІ у залізничну галузь стикається з низкою викликів, включаючи високі початкові інвестиції, потребу у кваліфікованих кадрах, законодавчі обмеження та необхідність забезпечення сумісності з чинними системами [98, 99]. Німецька державна залізниця «Deutsche Bahn» створила спеціальний підрозділ «DB Digital Ventures», який інвестує в стартапи, що розробляють інноваційні рішення для залізничної галузі [50]. Такий підхід дає змогу стимулювати інновації без необхідності повної перебудови існуючих систем.

Французький оператор «SNCF» впровадив програму «SNCF Digital Academy», яка навчає залізничних працівників цифровим навичок, необхідних для роботи з новими технологіями [51]. Така ініціатива допомагає подолати розрив між традиційними залізничними спеціальностями та новими вимогами цифрової ери.

Перспективи подальших досліджень і впровадження технологій штучного інтелекту на залізничному транспорті виглядають надзвичайно багатообіцяюче. Від автономних поїздів до інтелектуальних систем управління інфраструктурою, від персоналізованого пасажирського досвіду до революційних підходів щодо енергоефективності ІІІ має потенціал трансформувати всі аспекти залізничної галузі [47, 56]. Особливо важливим є те, що ці технології можуть допомогти залізниці зміцнити свої позиції як екологічно чистого, ефективного та безпечного виду транспорту в епоху зростаючих екологічних викликів. Завдяки оптимізації енергоспоживання, інтеграції з іншими видами транспорту і підвищенню привабливості для пасажирів залізниця майбутнього може стати основним елементом стійкої транспортної системи [68]. Слід зазначити, що успішне впровадження технологій ІІІ на залізниці потребує не лише технічних інновацій, але і

відповідних змін у регуляторній сфері, підготовці кадрів і суспільному сприйнятті [77, 84]. Потрібен комплексний підхід, який би ураховував технологічні, соціальні, економічні та екологічні аспекти [86, 92].

Отже, інтелектуальна залізниця майбутнього – це не просто оновлена версія традиційної залізниці, а принципово нова парадигма мобільності, яка поєднує історичні переваги цього виду транспорту з революційними можливостями штучного інтелекту [60, 89]. І якщо перша залізнична революція XIX століття змінила географію та економіку світу, то інтелектуальна залізнична революція XXI століття може так само глибоко вплинути на те, як ми живемо, працюємо та подорожуємо у світі майбутнього [46, 48].

ГЛОСАРІЙ

Автоблокування – це комплекс технічних засобів для регулювання руху поїздів на перегонах, що забезпечує автоматичне встановлення та контроль безпечної відстані між поїздами поділом колії на блок-ділянки з контролем їх зайнятості та передаванням відповідної сигнальної інформації через колійні світлофори.

Автоматична локомотивна сигналізація – це комплекс технічних засобів залізничної автоматики, що забезпечує безперервне передавання інформації про показання колійних світлофорів і допустиму швидкість на локомотив з автоматичним контролем швидкості руху та примусовим гальмуванням із порушенням умов безпеки руху.

Алгоритм – це скінченна, однозначно визначена послідовність чітко сформульованих правил чи інструкцій для отримання розв'язку задачі через скінченну кількість кроків.

Апроксимація – це метод наближеного подання складних математичних функцій, систем чи даних за допомогою більш простих функціональних залежностей із заданою точністю, щоб спростити аналіз, обчислення та моделювання досліджуваного об'єкта.

Асоціативні елементи нейромережі – це компоненти штучних нейронних мереж, що реалізують здатність встановлювати зв'язки між різними образами чи патернами на основі їхньої подібності або спільного контексту, забезпечуючи можливість відновлення повного вхідного патерну за наявності лише його частини.

Багатошарова нейронна мережа – це тип штучної нейронної мережі, що складається із вхідного шару, одного або декількох прихованих шарів і вихідного шару нейронів, з'єднаних між собою односпрямованими зваженими зв'язками, де кожен наступний шар обробляє інформацію, отриману від попереднього.

Багатошаровий перцептрон – це клас штучних нейронних мереж прямого поширення, що складається із вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів і вихідного шару нейронів із нелінійними функціями активації, які з'єднані між собою повнозв'язною архітектурою і здатні апроксимувати складні нелінійні функціональні залежності.

Булева алгебра – це розділ математичної логіки, що вивчає операції над елементами двійкової множини $\{0,1\}$ і їхні властивості, використовуючи логічні операції кон'юнкції, диз'юнкції та заперечення для формалізації та аналізу логічних висловлювань.

Валідація моделей машинного навчання – це процес оцінювання ефективності та надійності побудованої моделі на незалежному наборі даних, який не використовували під час навчання, із метою визначення її здатності до узагальнення, виявлення, перенавчання та підтвердження відповідності розробленої моделі поставленим задачам.

Варимакс – це метод ортогональної ротації факторів у факторному аналізі, який максимізує суму дисперсій квадратів факторних навантажень, що сприяє отриманню простої структури, де кожна змінна має високе навантаження лише на один фактор і низькі навантаження на всі інші фактори.

Глибоке навчання – це підгалузь машинного навчання, що базована на використанні багатошарових штучних нейронних мереж для автоматичного вилучення ієрархічних ознак із даних без необхідності ручного конструювання ознак.

Графік руху поїздів – це нормативно-технічний документ, що визначає розклад, послідовність, маршрути і швидкісні режими руху всіх поїздів на залізничній мережі із зазначенням часу прибуття, відправлення та проходження станцій відповідно до пропускнуої здатності інфраструктури і встановлених технологічних норм експлуатації.

Диспетчерська централізація – це система дистанційного управління рухом поїздів, що забезпечує централізоване керування стрілками, сигналами та іншими пристроями залізничної автоматики на станціях і перегонах диспетчерської ділянки з одного пункту управління із забезпеченням контролю за положенням і станом усіх керованих об'єктів.

Еквімакс – це метод ортогональної ротації факторів у факторному аналізі, що поєднує властивості варимаксу та квартимаксу, одночасно спрощуючи як структуру факторів, так і структуру змінних шляхом збалансованої максимізації розподілу високих навантажень між факторами та змінними.

Електрична централізація стрілок і сигналів – це система керування пристроями залізничної автоматики, що забезпечує дистанційне керування та контроль положення стрілок і сигнальних показань світлофорів із єдиного поста керування з дотриманням вимог безпеки руху поїздів завдяки реалізації взаємозалежностей між маршрутними елементами.

Залізнична інфраструктура – це комплекс інженерно-технічних споруд, об'єктів, систем та обладнання, що включає колії, штучні споруди, системи електропостачання, сигналізації, зв'язку, керування рухом поїздів та інші технічні засоби, які забезпечують функціонування залізничного транспорту, його безпеку, ефективність, інтероперабельність.

Інтелектуальні системи управління – це комплекс програмно-апаратних засобів, що базований на методах штучного інтелекту і призначений для автоматизованого ухвалення рішень, адаптивного управління складними об'єктами та процесами в умовах невизначеності на основі аналізу даних, моделювання ситуацій і самонавчання.

Інтернет речей – це концепція мережі фізичних об'єктів («речей»), оснащених вбудованими технологіями для взаємодії між собою або із зовнішнім середовищем через інтернет-з'єднання, що забезпечує збирання,

обробку та обмін даними без безпосередньої участі людини для автоматизації процесів і підвищення їхньої ефективності.

Інфраструктура – це комплекс взаємно пов'язаних навчених структур, систем і мереж, які забезпечують функціонування та розвиток певної територіальної чи галузевої одиниці (міста, держави, підприємства тощо).

Квартимакс – це метод ортогональної ротації факторів у факторному аналізі, що спрямований на максимізацію суми квадратів факторних навантажень змінних у межах кожного рядка матриці навантажень, що сприяє спрощенню інтерпретації кожної змінної, концентруючи її на меншій кількості факторів.

Кібербезпека – це комплекс технологій, процесів і практик, спрямованих на захист комп'ютерних систем, мереж, програм і даних від цифрових атак, несанкціонованого доступу, пошкодження або крадіжки з метою забезпечення конфіденційності, цілісності та доступності інформації.

Кластер – це група об'єктів у багатовимірному просторі ознак, елементи якої подібні між собою за певними критеріями та відмінні від елементів інших груп, що визначено на основі міри близькості або щільності розподілу даних.

Когнітивні процеси – це психічні механізми обробки інформації, що включають сприйняття, увагу, пам'ять, мислення, уяву та мовлення, за допомогою яких людина пізнає навколишній світ, формує знання та регулює свою поведінку.

Людино-машинна система – це складна сукупність взаємодіючих компонентів, що включає людину-оператора, технічні засоби та інтерфейси взаємодії, функціонуючи як єдине ціле для досягнення спільної мети шляхом інтеграції людських когнітивних можливостей з автоматизованими функціями технічної підсистеми.

Масиви даних – це структуровані набори однотипних елементів даних, організованих у вигляді послідовності фіксованої довжини, де кожен елемент може бути однозначно ідентифікований за його порядковим номером (індексом).

Математична модель – це формалізований опис системи, процесу чи явища за допомогою математичних понять, символів, рівнянь і функціональних залежностей, що відображує суттєві властивості досліджуваного об'єкта і дає змогу аналізувати, прогнозувати або оптимізувати його.

Мова програмування – це формальна система позначень і правил, що визначає спосіб запису алгоритмів і структур даних, призначена для передавання команд комп'ютеру і забезпечення взаємодії між людиною та обчислювальною системою.

Моделювання залізничних процесів – це наукова методологія відтворення функціонування залізничної системи за допомогою математичних, імітаційних або фізичних моделей, що дає змогу аналізувати динаміку руху поїздів, роботу станцій, взаємодію елементів інфраструктури та прогнозувати експлуатаційні показники для оптимізації управлінських рішень без втручання в реальний транспортний процес.

Мультимодальне навчання нейромережі – це метод тренування нейронних мереж, який передбачає одночасне використання даних різної природи та формату (тексту, зображень, аудіо, відео тощо) для формування єдиного внутрішнього подання інформації, що дає змогу моделі ефективно інтегрувати і аналізувати різноманітні джерела вхідних даних для розв'язання складних задач.

Навчання нейромережі – це ітеративний процес налаштування ваг зв'язків між нейронами та інших параметрів мережі на основі навчальних даних із використанням оптимізаційних алгоритмів для мінімізації функції втрат, що дає змогу моделі набутися здатності узагальнювати інформацію та виконувати цільові завдання на нових даних.

Направлений граф – це математична структура, що складається з множини вершин і множини упорядкованих пар вершин (ребер), які визначають напрямок зв'язку між елементами графа, що дає змогу моделювати процеси з односторонніми відношеннями (зв'язками) між об'єктами.

Небезпечна відмова системи – це порушення працездатності технічної системи, що призводить до переходу системи в стан, який створює загрозу для життя і здоров'я людей, може спричинити матеріальні збитки чи екологічну шкоду, порушує виконання критично важливих функцій безпеки, передбачених проєктом системи.

Нейромережева модель – це обчислювальна структура, що складається зі взаємно пов'язаних штучних нейронів, організованих у шари, яка навчається через корегування ваг зв'язків на основі навчальних даних для апроксимації складних функціональних залежностей і розв'язання задач розпізнавання, класифікації, прогнозування та ухвалення рішень.

Нейромережеві моделі – це математичні чи комп'ютерні моделі, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж, що складаються зі взаємно пов'язаних штучних нейронів і використовувані для розв'язання задач розпізнавання образів, класифікації, прогнозування та оптимізації через навчання на прикладах.

Нейронні мережі – це обчислювальні системи, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж нервової системи живих істот, що складаються зі штучних нейронів, з'єднаних між собою синаптичними зв'язками, здатні до навчання шляхом аналізу прикладів і адаптації своїх параметрів.

Пасажиропотік – це кількісний показник переміщення пасажирів у певному напрямку транспортної мережі за визначений проміжок часу, для якого характерні інтенсивність, нерівномірність і напрямленість; служить основою для планування транспортного обслуговування та оптимізації маршрутної системи.

Перцептрон – це найпростіша форма прямонаправленої нейронної мережі, що складається з одного або декількох штучних нейронів, які перетворюють зважену суму вхідних сигналів у бінарний вихідний сигнал за допомогою порогової функції активації.

Предиктивна аналітика – це галузь аналізу даних, що поєднує статистичні методи, машинне навчання і технології «data mining» для аналізу поточних та історичних фактів із метою формування прогнозів щодо майбутніх подій, тенденцій і поведінки об'єктів на основі виявлених закономірностей.

Предиктивне обслуговування – це стратегія технічного обслуговування, що ґрунтована на безперервному моніторингу та аналізі даних про стан обладнання з використанням методів машинного навчання для прогнозування потенційних відмов і планування ремонтних робіт до настання критичних пошкоджень, що дає змогу оптимізувати експлуатаційні витрати і мінімізувати незаплановані простої.

Програмний код – це послідовність символів, записана відповідно до синтаксису певної мови програмування, що визначає набір інструкцій для комп'ютера з метою реалізації конкретного алгоритму чи виконання поставленого завдання.

Програмно-апаратний комплекс – це інтегрована система, що поєднує взаємодіючі між собою апаратні компоненти (обчислювальні пристрої, сенсори, виконавчі механізми) і програмне забезпечення, яке керує їхнім функціонуванням для розв'язання конкретних прикладних задач у рамках єдиного цілісного технічного рішення.

Прозорість алгоритму – це властивість алгоритмічної системи, що характеризує можливість розуміння, відстеження та пояснення її внутрішньої логіки, ухвалених рішень і способів обробки даних людиною-експертом, яка забезпечує інтерпретованість, підзвітність і довіру до результатів роботи алгоритму.

Промакс – це метод неортогональної (косокутної) ротації факторів у факторному аналізі, який дає змогу факторам корелювати між собою і реалізований через піднесення елементів ортогонального рішення до степеня для отримання цільової матриці, що забезпечує більш просту структуру та кращу відповідність теоретичним конструктам у багатьох прикладних дослідженнях.

Пропускна здатність залізничної лінії – це максимальна кількість поїздів або пар поїздів встановленої ваги та довжини, які можуть бути пропущені через ділянку залізничної інфраструктури за одиницю часу (зазвичай добу) за існуючого технічного оснащення та чинної технології організації руху з дотриманням вимог безпеки.

Самонавчальні системи – це інтелектуальні системи, здатні автоматично покращувати свою продуктивність через накопичення досвіду і адаптацію своїх параметрів і алгоритмів роботи на основі аналізу результатів власного функціонування без прямого втручання людини.

Смарт-системи управління – це інтелектуальні автоматизовані системи, що використовують інформаційні технології, алгоритми машинного навчання та аналіз даних для оптимізації процесів ухвалення рішень, адаптації до змінних умов середовища і досягнення високої ефективності з мінімальним втручанням людини.

Стрілочник – це працівник залізничної галузі, який відповідає за ручне переведення стрілочних переводів, забезпечення їхньої технічної справності, подання сигналів і оперативне виконання вказівок чергового по станції для організації безпечного руху поїздів і маневрової роботи на станційних коліях.

Трансферне навчання – це методика машинного навчання: модель, навчену для розв’язання однієї задачі, використовують як відправну точку для розв’язання іншої, спорідненої задачі, що дає змогу ефективно застосовувати накопичені знання та зменшувати потребу в навчальних даних для нової задачі.

Фізична модель залізничної системи – це матеріальна реалізація спрощеного подання залізничної інфраструктури та рухомого складу в масштабованому вигляді, що відтворює просторові, кінематичні та динамічні характеристики реальних об'єктів для експериментального дослідження процесів функціонування залізничного транспорту в контрольованих умовах.

Формалізація задачі – це процес перетворення неформальної постановки проблеми на структуровану математичну модель із чітко визначеними вхідними даними, вимогами, обмеженнями та критеріями оптимальності, що дає змогу застосувати точні методи розв'язання.

Чат-бот – це програмне забезпечення, що імітує розмову з людиною через текстовий або голосовий інтерфейс, використовуючи методи обробки природної мови і штучного інтелекту для генерації відповідей на запити користувача в режимі реального часу.

«Чорна скриня» – це термін, використовуваний для позначення системи або моделі, внутрішня структура та механізми функціонування якої приховані або невідомі, а дослідження обмежені аналізом взаємозв'язків між вхідними впливами та вихідними реакціями без розкриття внутрішніх процесів перетворення інформації.

Штучний інтелект – це галузь комп'ютерних наук із розроблення та дослідження інтелектуальних комп'ютерних систем, здатних виконувати завдання, які традиційно вважають прерогативою людського інтелекту, включаючи навчання, розпізнавання образів, ухвалення рішень і адаптацію до нових умов.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. A literature review of Artificial Intelligence applications in railway systems / Ruifan Tang, Lorenzo De Donato, Nikola Bešinović, Francesco Flammini, Rob M.P. Goverd, Zhiyuan Lin, Ronghui Liu, Tianli Tang, Valeria Vittorini, Ziyulong Wang. *Transportation Research. Part C*. 140 (2022). 103679.
2. Mitchell T. Machine Learning. McGraw Hill, 1997. 432 p.
3. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3rd ed. Pearson Education, Inc., McMaster University. Hamilton, 2009. 938 p. ISBN: 978-0-13-147139-9.
4. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. MIT Press, 2012. 1104 p.
5. Bottou L., Curtis F. E. & Nocedal J. Optimization Methods for Large-Scale Machine Learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2016. 113(27). 7361–7368. DOI: 10.1073/pnas.1604246113.
6. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. 738 p.
7. Субботін С. О. Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. 184 с. ISBN 978-966-995-189-2.
8. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 2018. 552 p.
9. Chollet F. Deep Learning with Python. Manning Publications, 2017. 384 p.
10. Kasabov N. K. Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. MIT Press, Cambridge, MA, 1996. ISBN: 978-0-262-13235-1.
11. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2009. 745 p.

12. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. *Nature*. 2015. Vol. 521. P. 436-444.
13. Raschka S. Python Machine Learning. Packt Publishing, 2015. 454 p.
14. Raschka S., Mirjalili V. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2, Second Edition. Packt Publishing, 2017. 622 p.
15. Raschka S., Mirjalili V. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2, Third Edition. Packt Publishing, 2019. 770 p.
16. Raschka S., Patterson J., Nolet C. Machine Learning in Python: Main Developments and Technology Trends in Data Science, Machine Learning, and Artificial Intelligence. Information, 2020. 44 p.
17. Raschka S. Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning. arXiv preprint, 2018. 49 p.
18. Raschka S. Naive Bayes and Text Classification I - Introduction and Theory. arXiv preprint, 2014. 20 p.
19. Raschka S. Linear Discriminant Analysis - A Brief Tutorial. arXiv preprint, 2014. 8 p.
20. Raschka S., Kaufman D. Machine Learning and AI-Based Approaches for Bioactive Ligand Discovery and GPCR-Ligand Recognition. *Methods*, 2020. 25 p.
21. Raschka S. An Introduction to Deep Learning and Tensorflow 2.0. PyImageSearch, 2020. 35 p.
22. Raschka S., Mirjalili V., Liu E. Machine Learning with PyTorch and Scikit-Learn: Develop ML and deep learning models with Python. Packt Publishing, 2022. 774 p.
23. Raschka S. & Mirjalili V. (2019). Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2 (3rd ed.). Packt Publishing. ISBN: 978-1838989251.

24. Raschka S. (2015). Principal Component Analysis. Sebastian Raschka's Blog. URL: https://sebastianraschka.com/Articles/2015_pca_in_3_steps.html.
25. Raschka S. About Feature Scaling and Normalization. Sebastian Raschka's blog, 2014. 18 p.
26. Wu Y., Daoudi M., Amad A., Sparrow L. & D'Hondt F. Fusion of Physiological and Behavioural Signals on SPD Manifolds with Application to Stress and Pain Detection. arXiv preprint arXiv:2207.08811, 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2207.08811.
27. Liu X. Evaluating the Impact of Data Augmentation on Explainable AI for Medical Image Analysis. Eindhoven University of Technology, 2025.
28. Руденко О. Г., Бодянский Є. В. Штучні нейронні мережі: навч. посіб. Харків: Компанія СМІТ, 2006. 404 с.
29. Alpaydin E. Introduction to Machine Learning. MIT Press, 2020. 712 p.
30. Kubat M. An Introduction to Machine Learning. Springer Cham, 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-81935-4.
31. Boole G. The Mathematical Analysis of Logic. Macmillan. Cambridge: Macmillan, Barclay, & Macmillan; London: George Bell, 2022. 163 p.
32. Turing A. Computing Machinery and Intelligence. Mind, 1950. 28 p.
33. McCulloch W., Pitts W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943. 19 p.
34. Hebb D. The Organization of Behavior. Wiley & Sons, 1949. 335 p.
35. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books, 1962. 616 p.
36. Minsky M., Papert S. Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. MIT Press, 1969. 292 p.
37. Werbos P. Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It. Proceedings of the IEEE, 1988. 17 p.
38. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson, 2020. 1152 p.

39. Sutton R., Barto A. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 2018. 532 p.
40. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні: Постанова КМУ від 2 грудня 2020 р. № 1556-р. Київ, 2020. 15 с.
41. Chollet F. Deep Learning with Python. Manning Publications, 2017. 384 p.
42. Silver D. et al. Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search. Nature, 2016. 6 p.
43. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. Nature, 2015. 14 p.
44. Samuel A. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. IBM Journal of Research and Development, 1959. 16 p.
45. Schalkoff R. Artificial Intelligence: An Engineering Approach. McGraw-Hill, 1990. 646 p.
46. Nilsson N. The Quest for Artificial Intelligence: A History of Ideas and Achievements. Cambridge University Press, 2009. 707 p.
47. Virt M., Arnold U. Effekts of oxymethylene in a commercial ditsel engint. *Cognitive Sustainability*. 2022. Vol. 1, No 3. 15 p. DOI: 10.55343/cogsust.20.
48. Ficzero P. The role of artificial intelligence in the development of rail transport. *Cognitive Sustainability*. 2023. Vol. 2, No. 4. Article 81. DOI: 10.55343/cogsust.81.
49. Kubosawa S., Onishi T., Sakahara M., Tsuruoka Y. Railway operation rescheduling system via dynamic simulation and reinforcement learning. arXiv preprint. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2201.06276.
50. Zieger S., Richta H. DB InfraGO's Automated Dispatching Assistant ADA-PMB. arXiv preprint. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2505.10085.
51. Sresakoolchai J. & Kaewunruen S. Railway infrastructure maintenance efficiency improvement using deep reinforcement learning integrated with digital twin based on track geometry and component defects. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13. Article 2439. DOI: 10.1038/s41598-023-29526-8.

52. Cao H., Guo X. & Wang G. Meta-learning with GANs for anomaly detection, with deployment in high-speed rail inspection system. arXiv preprint. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2202.05795.
53. Network Rail. Digital Railway Strategy. 2018. DOI: 10.5281/zenodo.1453493.
54. García-Méndez S. et al. Digitalization of railway transportation through AI-powered services. *European Transport Research Review*. 2024. Vol. 16. Article 79. DOI: 10.1186/s12544-024-00679-5.
55. Aluko S. E. Cybersecurity and defense in intelligent transportation systems. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. 2024. Vol. 13, Iss. 1. P. 871–879. DOI: 10.30574/wjaets.2024.13.1.0469.
56. García-Méndez S. et al. An Explainable Machine Learning Framework for Railway Predictive Maintenance using Data Streams from the Metro Operator of Portugal. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Article 12345. DOI: 10.1038/s41598-025-08084-1.
57. Li J., Chen H., Lu Q., Wang X., Song H. & Qin L. A Spatiotemporal Convolutional Neural Network Model Based on Dual Attention Mechanism for Passenger Flow Prediction. *Mathematics*. 2025. Vol. 13, Iss. 14. Article 2316. DOI: 10.3390/math13142316.
58. Djordjević B., Fröidh O., & Krmac E. Determinants of autonomous train operation adoption in rail freight: knowledge-based assessment with Delphi-ANP approach. *Soft Computing*. 2023. Vol. 27. P. 7051–7069. DOI: 10.1007/s00500-023-07966-8.
59. Liao Y., Han L., Wang H. & Zhang H. Prediction Models for Railway Track Geometry Degradation Using Machine Learning Methods: A Review. *Sensors*. 2022. Vol. 22, Iss. 19. Article 7275. DOI: 10.3390/s22197275.
60. European Commission. Ethics guidelines for trustworthy AI. 2019. DOI: 10.2759/112701.

61. Ćirić I., Banić M., Simonović M., Miltenović A., Stamenković D. & Nikolić V. Towards machine vision based railway assets predictive maintenance. *Facta Universitatis, Series: Automatic Control and Robotics*. 2020. Vol. 19, Iss. 2. P. 125–136. DOI: 10.22190/FUACR2002125C.
62. Marinov M., Vasic-Franklin G. & Ricci S. Railway operations, time-tabling and control. *Research in Transportation Economics*. 2013. 41(1). 59–75. DOI: 10.1016/j.retrec.2012.11.004.
63. Hansen I. & Pachl J. Railway timetabling and operations: Analysis, modelling, optimisation, simulation, performance, evaluation. Eurail Press, 2014. ISBN 978-3777104621.
64. Hansen I. & Pachl J. Railway timetabling and operations: Analysis, modelling, optimisation, simulation, performance, evaluation. Eurail Press, 2014. ISBN 978-3777104621.
65. Flamini F., De Donato L., Flammini F., Goverde R. M. P., Lin Z., Liu R., Marrone S., Nardone R., Tang T. & Vittorini V. Artificial Intelligence in Railway Transport: Taxonomy, Regulations and Applications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2021. 22(12). 7565–7575. DOI: 10.1109/TITS.2021.3131637.
66. Connor P. Railway Signalling and Interlocking: International Compendium. DVV Media Group, 2019. 412 p.
67. Tao F., Zhang H., Liu A., Nee A.Y.C. Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15. P. 2405–2415.
68. Longo F., Padovano A., Umbrello S. Value-oriented and ethical technology engineering in Industry 5.0: A human-centric perspective for the design of the factory of the future. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10. P. 4182–4204.
69. Thaduri A., Galar D., Kumar U. Railway assets: A potential domain for big data analytics. *Procedia Computer Science*. 2015. Vol. 53. P. 457–467.

70. Ghofrani F., He Q., Goverde R.M.P., Liu X. Recent applications of big data analytics in railway transportation systems: A survey. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2018. Vol. 90. P. 226-246.

71. Flamini F., De Donato L., Flammini F., Goverde R. M. P., Lin Z., Liu R., Marrone S., Nardone R., Tang T. & Vittorini V. Artificial Intelligence in Railway Transport: Taxonomy, Regulations and Applications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2021. 22(12). 7565–7575. DOI: 10.1109/TITS.2021.3131637.

72. Abacoumkin C., Ballis A. Development of an expert system for the evaluation of conventional and innovative technologies in the intermodal transport area. *European Journal of Operational Research*. 2004. Vol. 152. P. 410-419. [http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00033-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00033-X).

73. Kecman P., Goverde R.M.P. Predictive modelling of running and dwell times in railway traffic. *Public Transport*. 2015. Vol. 7. P. 295-319. <http://dx.doi.org/10.1007/s12469-015-0106-7>.

74. Ghiasi R. & Malekjafarian A. Monitoring of railway tracks maintenance needs using dynamic responses collected by an in-service train. *Journal of Rail Transport Planning & Management*. 2025. 15. 100-115. DOI: 10.1016/j.jrtpm.2025.100115.

75. Yin J., Tang T., Yang L., Xun J., Huang Y., Gao Z. Research and development of automatic train operation for railway transportation systems: A survey. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2017. Vol. 85. P. 548-572.

76. Bai L., Liu R., Sun Q., Wang F., Wang P. Classification-learning-based framework for predicting railway track irregularities. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*. 2019. Vol. 233. P. 295-304.

77. Blackett C. The Ethics of AI in Autonomous Transport. Proceedings of the 32nd European Safety and Reliability Conference, 2022. DOI: 10.3850/978-981-18-5183-4_J03-05-453-cd.

78. Worldline. AI on track: Revolutionising rail services with artificial intelligence. Worldline White Paper. 2025. URL: <https://worldline.com/content/dam/worldline/global/documents/white-papers/Whitepaper-AIMobility-Digital.pdf>.

79. Pakhomova V. M., Skaballanovich T. I. & Bondareva V. S. Intelligent Routing in the Network of Information and Telecommunication System of Railway Transport. *Science and Transport Progress*. 2019. 19(3). 45–55. DOI: 10.15802/stp2019/166092.

80. Gnauer C., Prochazka A., Szalai E., Chlup S., Fraunschiel A. Technical Aspects and Social Science Expertise to Support Safe and Secure Handling of Autonomous Railway Systems. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 2022. DOI: 10.25046/aj070632.

81. Timofeev A. V., Titov A. B., Kolesnikov A. M., Antonova A. K. Methodology for prognostic effectiveness evaluating of digital twins implementation as an example of the railway traffic management task. Digital Transformation on Manufacturing, Infrastructure & Service. Lecture Notes in Networks and Systems. 2023. Vol. 684. DOI: 10.1007/978-3-031-32719-3_58.

82. Agasucci V., Grani G., Lamorgese L. Solving the single-track train scheduling problem via Deep Reinforcement Learning. arXiv (electronic preprint). 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2009.00433.

83. Kuzmin D., Baginova V., Ageikin A. Discrete Event Simulation Model of the Railway Station. *Transportation Research Procedia*. 2022. P. 929–937. DOI: 10.1016/j.trpro.2022.06.091.

84. Ovcharuk I., Boklah Є. Інформаційні системи на залізничному транспорті: розвиток та перспективи. *Цифрова платформа: інформаційні технології в соціокультурній сфері*. 2020. Т. 3 (№ 2). С. 170–182. DOI: 10.31866/2617-796x.3.2.2020.220594.

85. Куракін О., Скрябін О. Features of the legal regulation of the use of artificial intelligence in Ukraine. *The Journal of V. N. Karazin Kharkiv National University. Series Law*. 2023. No 36. DOI: 10.26565/2075-1834-2023-36-04.

86. Bo Ai, Yunlong Lu, Yuguang Fang, Dusit Niyato, Ruisi He, Wei Chen, Jiayi Zhang, Guoyu Ma, Yong Niu, Zhangdui Zhong. 6G-Enabled Smart Railways. arXiv. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.12946>.

87. Chang C.-C., Huang K.-H., Lau T.-K., Huang C.-F., Wang C.-H. Using deep learning model integration to build a smart railway traffic safety monitoring system. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Article 4224. DOI: 10.1038/s41598-025-88830-7.

88. Karas O. S. Strategic Directions For the Design, Development, and Expansion of Transport Infrastructure in Ukraine. *Science and Innovation*. 2024. № 15(6). P. 23–32. –OI: 10.15407/scine15.06.023.

89. Матей О., Рудольф Е., Пінтеа К.-М. Селективний огляд: найбільш ефективні моделі та розв'язувачі для інтегративного мультимодального транспорту. arXiv. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2103.15555>. DOI: 10.48550/arXiv.2103.15555.

90. Ingolotti L., Tormos P., Lova A., Barber F., Salido M.A., Abril M. A decision support system (DSS) for the railway scheduling problem. *Artificial Intelligence Applications and Innovations*. 2004. Vol. 154. P. 465–474. DOI: 10.1007/1-4020-8151-0_39.

91. Tyagi A., Sreenath N. Intelligent Transportation Systems: Theory and Practice. Springer, 2023. DOI: 10.1007/978-981-19-7622-3.

92. Wang H. Q., Xue W. J. Development and Application of the Railway Transportation Management Information System. *Applied Mechanics and Materials*. 2013. Vol. 385–386. P. 1848–1851. DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMM.385-386.1848.

93. Liu Z., Zhang Z., Xu G., Jin W., Lee J. Design of Cyber-Physical Systems Architecture for Prognostics and Health Management of High-speed Railway Transportation Systems. *International Journal of Prognostics and Health Management*. 2020. Vol. 9, Iss. 3. DOI: 10.36001/ijphm.2018.v9i3.2740.

94. Nappi R. Integrated Maintenance: analysis and perspective of innovation in railway sector. arXiv. 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1404.7560.

95. Efanov D. V., Khoroshev V. V., Osadchy G. V. Принципи синтезу систем безпеки сигналізації та управління рухом на залізницях. *Proceedings of the 2023 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*. 2023. DOI: 10.1109/ICIEAM57311.2023.10139292.
96. García-Ródenas R., Codina E., Cadarso L., López-García M.L., Martín-Baos J.A. A Model for Pricing Freight Rail Transport Access Costs: Economic and Environmental Perspectives. *arXiv*. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2504.04257.
97. Zemmouchi-Ghomari L. Artificial intelligence in intelligent transportation systems. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*. 2025. DOI: 10.11648/j.jccee.20240903.13.
98. Flammini F., De Donato L., Fantechi A., Vittorini V. A Vision of Intelligent Train Control. – In: Modelling, Analysis, Verification, and Certification (RSSRail 2022). *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 13294. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-05814-1_14.
99. Timofeev A. V., Titov A. B., Kolesnikov A. M., Antonova A. K. Methodology for prognostic effectiveness evaluating of digital twins implementation as an example of the railway traffic management task. *Digital Transformation on Manufacturing, Infrastructure & Service. Lecture Notes in Networks and Systems*. 2023. Vol. 684. DOI: 10.1007/978-3-031-32719-3_58.
100. Bakhtina M., Matulevičius R., Malina L. Information Security and Privacy Management in Intelligent Transportation Systems. *Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly*. 2024. 38:100–131. DOI: 10.7250/csimq.2024-38.04.
101. Kotov R. Analysis of Graph Theory in Transport Network Optimisation. *Educatio: Journal of Education, Teaching and Learning*. 2025. DOI: 10.31258/educatio.10219.
102. Dimitrov D. & Lalov K. Intelligent Rail Transport Management Systems. *Engineering and Transport Research*. 2024. 2(1): 1–10. DOI: 10.17770/etr2024vol2.8050.

103. Zhao Y., Zhang Z. & Li X. Long-Term Passenger Flow Forecasting for Rail Transit Based on Optimized Informer Model. *Sensors*. 2024. 24(21): 6894. DOI: 10.3390/s24216894.
104. Kravchenko O. O. Ensuring of financial sustainability of railway transport in Ukraine. *Economy of Industry*. DOI: 10.15407/econindustry2017.02.022.
105. Santos J.-A., Fernández A., Moreno-Rebato M., Billhardt H., Rodríguez-García J.-A. & Ossowski S. Legal and ethical implications of applications based on agreement technologies: the case of auction-based road intersections. *arXiv*. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2402.01673.
106. Wang L. & Liu H. Short-term passenger flow prediction of urban rail transit based on machine learning fusion model. *Applied Soft Computing*. 2023. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.109945.
107. Lunina T. A. Формування цифрової моделі обслуговування користувачів послугами залізничного транспорту. *Цифрова трансформація в економіці транспортного комплексу*. 2025. С. 121–126. DOI: 10.12737/conferencearticle_67893107abda64.21261424.
108. Tang R., De Donato L., Bešinović N., Flammini F., Goverde R. M. P., Lin Z., Liu R., Tang T., Vittorini V., Wang Z. A literature review of Artificial Intelligence applications in railway systems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2022. Vol. 140. Article 103679. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103679.
109. Novikova M., Kondratenko N., Schevchenko V. Quality management technologies of railway transport services. *Development Management*. 2021. Vol. 20, No 2. P. 17–25. DOI: 10.57111/devt.19(2).2021.17-25.
110. Kuznetsov E. Transformation of the organizational structure of management of innovative activities at railway transport enterprises. *Адаптивне управління: теорія і практика. Серія «Економіка»*. 2024. № 18 (36). DOI: 10.33296/2707-0654-18(36)-20.

111. Жебелев І. І. Державне регулювання транспортної галузі: сучасні підходи. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2023. № 1(84). DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2023.1.28.
112. Pawlik M. Control command systems impact on the railway operational safety. *Science and Transport Progress*. 2015. DOI: 10.15802/stp2015/42160.
113. Geng L., Wang B., Liu Z., Ni S. Research on equipment management system of railway passenger station based on high-precision positioning. In: *Advances in Smart Vehicular Technology, Transportation, Communication and Applications. Smart Innovation, Systems and Technologies*. Springer, Singapore, 2023. Vol. 347. DOI: 10.1007/978-981-99-0848-6_11.
114. Kazakov A., Lempert A., Zharkov M. An approach to railway network sections modeling based on queuing networks. *Journal of Rail Transport Planning & Management*. 2023. Article 100404. DOI: 10.1016/j.jrtpm.2023.100404.
115. Ovcharuk I., Boklah Y. Інформаційні системи на залізничному транспорті: розвиток та перспективи. *Цифрова платформа: інформаційні технології в соціокультурній сфері*. 2020. Т. 3, № 2. С. 170–182. DOI: 10.31866/2617-796x.3.2.2020.220594.
116. Gritsenko S. I., Vinichenko I. A. Перспективи та можливості використання зарубіжного досвіду у розвитку інтелектуальних транспортних систем в Україні. *Intellectualization of logistics and Supply Chain Management*. 2020. № 4. С. 53–61. DOI: 10.46783/smart-scm/2020-4-5.
117. Деркач Е. Правові питання корпоративного управління у сфері залізничного транспорту. *Підприємництво, господарство і право*. 2020. № 3. С. 63–68. DOI: 10.32849/2663-5313/2020.3.11.
118. Ferrari A., ter Beek M. H. Formal Methods in Railways: a Systematic Mapping Study. arXiv preprint. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2107.05413.
119. Comporek M., Kowalska M. & Misztal A. (2021). The sustainable development of transport enterprises in the context of macroeconomic conditions. *Entrepreneurship and Sustainability*. Iss. 8(3). 226–247. [https://doi.org/10.9770/jesi.2021.8.3\(13\)](https://doi.org/10.9770/jesi.2021.8.3(13)).

СПИСОК НОРМАТИВНИХ ДОКУМЕНТІВ ЩОДО ЗАСТОСУВАННЯ ШІ

Міжнародні нормативні документи щодо застосування штучного інтелекту

1. ISO/IEC 42001:2023. Information technology – Artificial intelligence – Management system.
2. ISO/IEC TR 24027:2021. Information technology – Artificial intelligence (AI) – Bias in AI systems and AI aided decision making.
3. ISO/IEC 23894:2023. Information technology – Artificial intelligence – Guidance on risk management.
4. ISO/IEC 38507:2022. Information technology – Governance of IT – Governance implications of the use of artificial intelligence by organizations.
5. IEEE 7000-2021. IEEE Standard Model Process for Addressing Ethical Concerns during System Design.
6. IEEE P2863. Recommended Practice for Organizational Governance of Artificial Intelligence.
7. OECD Recommendation of the Council on Artificial Intelligence, OECD/LEGAL/0449, 2019.
8. UNESCO Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence, 2021.
9. GPAI (Global Partnership on AI) Framework for Responsible AI, 2021.
10. United Nations «Secretary-General's Roadmap for Digital Cooperation», 2020.

Закордонні нормативні документи

Європейський Союз

1. European Commission «Regulation of the European Parliament and of the Council Laying Down Harmonised Rules on Artificial Intelligence (AI Act)», 2021.
2. European Commission «Ethics Guidelines for Trustworthy AI», 2019.

3. European Commission «White Paper on Artificial Intelligence - A European approach to excellence and trust», 2020.

4. GDPR (General Data Protection Regulation) - Regulation (EU) 2016/679.

США

1. Executive Order 14110 «Safe, Secure, and Trustworthy Development and Use of Artificial Intelligence», 2023.

2. National Institute of Standards and Technology (NIST) «AI Risk Management Framework», 2023.

3. FDA «Artificial Intelligence and Machine Learning in Software as a Medical Device», 2021.

4. Department of Defense «Ethical Principles for Artificial Intelligence», 2020.

5. Federal Trade Commission «Using Artificial Intelligence and Algorithms», 2020.

Велика Британія

1. UK Government «National AI Strategy», 2021.

2. «AI Regulation: Policy Paper», 2023.

3. Office for Artificial Intelligence «Guidelines for AI procurement», 2020.

Канада

1. «Directive on Automated Decision-Making», 2019.

2. Pan-Canadian AI Strategy, 2017 (оновлено в 2022).

КНР

1. «New Generation Artificial Intelligence Development Plan», 2017.

2. «Governance Principles for the New Generation Artificial Intelligence», 2019.

3. «Ethical Norms for the New Generation Artificial Intelligence», 2021.

Сінгапур

1. «Model AI Governance Framework», 2020.

2. «Implementation and Self-Assessment Guide for Organizations», 2020.

Японія

1. «Social Principles of Human-Centric AI», 2019.
2. «AI Utilization Guidelines», 2019.

Австралія

1. «Australia's AI Ethics Framework», 2019.
2. «AI Action Plan», 2021.

Українські нормативні документи

1. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні: Розпорядження Кабінету Міністрів України від 2 грудня 2020 р. № 1556-р.
2. Про рішення Ради національної безпеки і оборони України від 30 липня 2021 року «Про Стратегію кібербезпеки України»: Указ Президента України від 26 серпня 2021 р. № 447/2021 (містить положення про ШІ).
3. Про схвалення Стратегії цифрової трансформації соціальної сфери: Розпорядження Кабінету Міністрів України від 28 жовтня 2020 р. № 1353-р (містить положення про використання ШІ).
4. Деякі питання цифрового розвитку: Постанова Кабінету Міністрів України від 30 січня 2019 р. № 56 (регулює цифрові технології, включаючи ШІ).
5. Про схвалення Концепції розвитку цифрових компетентностей: Розпорядження Кабінету Міністрів України від 3 березня 2021 р. № 167-р (включає компетентності у сфері ШІ).
6. Про затвердження Національної економічної стратегії на період до 2030 року: Постанова Кабінету Міністрів України від 3 березня 2021 р. № 179 (містить положення про розвиток ШІ).
7. ДСТУ ISO/IEC TR 24027:2022. Інформаційні технології. Штучний інтелект (ШІ). Упередженість в системах ШІ та прийнятті рішень за допомогою ШІ (перейнятий методом підтвердження).
8. ДСТУ ISO/IEC TR 24028:2022. Інформаційні технології. Штучний інтелект. Огляд надійності штучного інтелекту (перейнятий методом підтвердження).

Навчальний посібник

Сотник Василь Олександрович,

Змій Сергій Олексійович,

Панченко Артем Сергійович

та ін.

**ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ І НЕЙРОМЕРЕЖІ:
ВІД ТЕОРІЇ ДО ПРАКТИКИ
НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ**

Відповідальний за випуск Змій С. О.

Редактор Ібрагімова Н. В.

Підписано до друку 02.06.2025 р.

Умовн.-друк.арк. 19,0. Тираж . Замовлення № .

Видавець і виготовлювач Український державний університет
залізничного транспорту,

61050, Харків-50, майдан Феєрбаха, 7.

Свідоцтво суб'єкта видавничої справи ДК № 6100 від 21.03.2018 р.