

2. T. Butko, O. Babanin, O. Gorobchenko (2015). Rationale for the type of the membership function of fuzzy parameters of locomotive intelligent control systems. *East European Journal of Enterprise Technology*, vol. 1 No. 3 (73), pp. 4–8. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2015.35996>.

3. Gorobchenko O. et al. Intelligent Locomotive Decision Support System Structure Development and Operation Quality Assessment //2018 IEEE 3rd International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS). – IEEE, 2018. – С. 239-243.

4. Gorobchenko, O. Study of the influence of electric transmission parameters on the efficiency of freight rolling stock of direct current. [Text] / O. Gorobchenko, O. Fomin, V. Fomin, V. Kovalenko // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2018. – №. 1 (91). – P. 60-67.

УДК УДК 65.014.134

д.т.н. Доценко С.І., Нор Д.І.

Український державний університет залізничного транспорту. м. Харків

ЛОГІКО-СЕМАНТИЧНІ МОДЕЛІ І МЕТОДИ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ЗНАТЬ: ПРИКЛАДИ ДЛЯ ЕНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТУ ТА КРИЗОВОГО ЦЕНТРУ МАЛИХ МОДУЛЬНИХ РЕАКТОРІВ

Малі модульні реактори (ММР) становлять значний інтерес для сучасної енергетики завдяки своїм перевагам в гнучкості, безпеці та екологічній стійкості. Однак ефективне управління знаннями пов'язаних із функціонуванням таких реакторів, вимагає створення відповідних баз знань.

Предметом дослідження є логіко-семантичні моделі та методи представлення знань, що використовуються для оптимізації процесів енергоменеджменту та управління кризовими центрами в контексті цифрової інфраструктури малих модульних реакторів. Особлива увага приділяється аналізу можливостей використання чотирифакторних і восьмифакторних моделей для підтримки прийняття рішень.

Метою дослідження є оцінка ефективності логіко-семантичних моделей для баз знань, що забезпечують інтеграцію інформації та підвищення ефективності управління кризовими ситуаціями на об'єктах інфраструктури ММР.

Завдання: порівняти існуючі методи та моделі представлення знань у контексті кризового управління. Визначити переваги та недоліки чотирифакторних і восьмифакторних логіко-семантичних моделей для управління знаннями. Дослідити можливості їх практичного застосування в енергоменеджменті та кризових центрах ММР.

Результати досліджень:

Чотирифакторні логіко-семантичні моделі показали високу ефективність у побудові універсальних баз знань з відкритою архітектурою для управління кризовими ситуаціями.

Восьми факторні моделі дозволяють деталізувати інформацію і краще прогнозувати розвиток складних кризових сценаріїв, проте вони вимагають додаткового теоретичного обґрунтування для більш широкого впровадження в практику.

При цьому, основним є питання щодо оцінки ефективності логіко-семантичних моделей моделювання знань. Для цього може бути застосовано наступні методи для оцінки ефективності.

Точність прийняття рішень: порівняння рішень, прийнятих з використанням логіко-семантичних моделей, із реальними рішеннями експертів або систем. Оцінка того, наскільки моделі допомагають уникнути помилкових або неточних рішень у кризових ситуаціях.

Швидкість обробки інформації та прийняття рішень: оцінка того, наскільки швидко система на базі логіко-семантичних моделей здатна обробляти вхідні дані та генерувати рекомендації чи висновки. Це особливо важливо для кризового управління, де час є критичним фактором.

Повнота представлених знань: можливість моделі інтегрувати різні типи інформації (дані, знання, смисли) з різних джерел та об'єднати їх у злагоджену базу знань. Ефективність можна оцінити за допомогою того, наскільки модель враховує всі необхідні аспекти при аналізі ситуації.

Адаптивність до різних сценаріїв: оцінка того, наскільки легко можна адаптувати модель для різних кризових сценаріїв, змінюючи лише певні змінні чи параметри. Чим простіше система може бути адаптована, тим вища її ефективність.

Залучення експертів: здатність експертів працювати з моделями без необхідності залучення додаткових фахівців, таких як інженери знань. Оцінка зручності використання та навчання експертів для роботи з системою.

Якість управління ризиками: аналіз того, наскільки модель дозволяє прогнозувати й управляти ризиками у кризових ситуаціях. Це може включати кількісну оцінку зниження ймовірності небажаних подій або зменшення шкоди внаслідок більш точного прогнозування ризиків.

Зворотний зв'язок користувачів: оцінка системи через опитування користувачів або експертів, які працюють із моделями. Це може допомогти виявити практичні аспекти ефективності, такі як зручність, зрозумілість та задоволеність результатами роботи з моделлю.

Висновки.

Аналіз показав, що згідно наведеного переліку показників ефективності логіко-семантичні моделі представлення знань в повній мірі відповідають вказаним вимогам.

Отже, логіко-семантичні моделі представлення знань є ефективним / важливим інструментом для управління знаннями та енергетичними процесами в ММР, сприяючи оперативному реагуванню на кризові ситуації.

Чотирифакторні моделі забезпечують швидку інтеграцію даних та підтримку прийняття рішень, що критично важливо для управління поточними ризиками.

Восьмифакторні моделі, завдяки розширеній деталізації, оптимізують довгострокове планування і дозволяють здійснювати складніший аналіз.

Відкритість архітектури таких моделей забезпечує їх гнучкість та можливість динамічного оновлення знань без необхідності глибокої реконфігурації системи.

УДК 004.9

Доктор філософії О.І. Іванюк (УкрДУЗТ)

МАСШТАБОВАНЕ РІШЕННЯ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО МОНІТОРИНГУ ЗАЛІЗНИЧНИХ КОЛІЙ ЗА ДОПОМОГОЮ БПЛА НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, НАВЧЕНИХ НА СИНТЕТИЧНИХ ДАНИХ

Моніторинг залізничних колій на наявність сторонніх предметів є важливим завданням для забезпечення безпеки та ефективності залізничних перевезень. Традиційні методи часто покладаються на ручні перевірки, які можуть бути трудомісткими та неефективними. З розвитком автономних систем і зростаючою доступністю безпілотних літальних апаратів (БПЛА), використання методів машинного навчання для автоматизації виявлення об'єктів на залізничних коліях пропонує перспективне рішення для надійного моніторингу в реальному часі. Такий підхід може значно підвищити рівень безпеки на залізниці завдяки більш ефективному та точному виявленню небезпек.

У запропонованому підході розробляється модель машинного навчання на основі згорткових нейронних мереж (CNN) для виявлення сторонніх предметів на залізничних коліях з використанням БПЛА. Для навчання моделі використовується синтетичний набір даних, а перевірка продуктивності здійснюється на реальних даних.

Синтетичний набір даних створюється шляхом накладання зображень сторонніх предметів на статичні кадри, взяті з відео з перспективи кабіни локомотива. Це дозволяє моделі навчитися розпізнавати об'єкти в реалістичних умовах залізничних колій. Категорії небезпечних об'єктів, такі як металобрухт, покинуті транспортні засоби та мертві тварини, визначаються на основі літератури. Для підвищення різноманіття включаються також нешкідливі об'єкти, такі як листя, гілки та дрібне сміття, що допомагає моделі відрізнити загрози від нешкідливих предметів.

Для створення набору даних використовуються відео з відкритою ліцензією з платформ, таких як YouTube. Зображення сторонніх об'єктів збираються у заздалегідь визначених категоріях і синтетично розміщуються на відеокадрах з варіаціями позиції, масштабу та орієнтації. Методи доповнення даних, такі як обертання, масштабування, регулювання яскравості та додавання тіней, ще більше підвищують варіативність. Для підвищення реалістичності моделюються також ефекти руху та умови навколишнього середовища, такі як дощ або туман.

Кожне зображення в синтетичному наборі даних анотується масками сегментації для точного вказання розташування сторонніх предметів. Кожній категорії об'єктів присвоюється базова оцінка безпеки (наприклад, 0,7 для металобрухту, 0,95 для покинутих транспортних засобів), що відображає загальний рівень ризику, пов'язаний з цим типом об'єкта. Ця оцінка може коригуватися на основі таких факторів, як розмір об'єкта або близькість до колій, підвищуючи чутливість моделі до контексту. Система оцінювання надає моделі важливу інформацію для визначення пріоритетності небезпечних об'єктів у процесі моніторингу.

Як архітектура моделі використовується MobileNet V3, що забезпечує швидке виявлення об'єктів у реальному часі з мінімальними обчислювальними ресурсами, що є критично важливим для застосувань на БПЛА. Для підвищення ефективності застосовується метод перенесення навчання: модель є попередньо навченою на ImageNet.

Після навчання на синтетичному наборі даних модель перевіряється на реальних даних у різних середовищах для забезпечення надійності. Процес перевірки оцінює здатність моделі ефективно виявляти сторонні предмети на коліях у різноманітних умовах.

Запропонований підхід пропонує масштабоване рішення для виявлення сторонніх предметів у реальному часі на залізничних коліях, використовуючи можливості CNN і БПЛА. Це може