

УДК 681.586.782

БАБАЕВ М.М., д.т.н., професор,
ГРЕБЕНЮК В.Ю., аспірант (УкрГАЗТ)

Разработка модели функционирования индуктивно-проводного датчика с помощью нейросетевых технологий

В работе предложено применение однослойной линейной нейросети для выполнения задачи контроля подвижных объектов на путевом участке, а также определения направления движения подвижной единицы с помощью индуктивно-проводного датчика. После изучения особенностей данной сети была построена ее структура с учетом условий поставленной задачи. В результате обучения созданной сети получены значения ее параметров и кривая изменения ошибки в процессе обучения, свидетельствующие о правильности ее обучения, а также выполнении задачи функционирования индуктивно-проводного датчика в различных условиях.

Ключевые слова: нейросетевая модель, индуктивно-проводной датчик, однослойная линейная сеть, метод наименьших квадратов, функция активации, весовые коэффициенты.

Введение

Вследствие широкого применения скоростного движения пассажирских поездов, а также увеличения интенсивности движения в целом отрасль железнодорожного транспорта стоит перед необходимостью масштабного обновления подвижного состава и производственно-технической базы. Внедрение новых технических средств автоматики и телемеханики создает реальные предпосылки для реформирования железнодорожной отрасли в сфере организации единой централизованной системы управления движением поездов в Украине [1]. Базовым потенциалом для дальнейшего развития отрасли является стимулирование отечественной инновационной деятельности.

Одним из ключевых элементов повышения эффективности и безопасности движения поездов и проведения маневровых работ является внедрение инновационных технологий в область железнодорожной автоматики и телемеханики. В этих условиях первоочередной является потребность оперативного получения информации о состоянии объектов железнодорожного транспорта. Предоставление точных и достоверных данных о состоянии определенного участка пути гарантирует индуктивно-проводной датчик (ИПД), призванный повысить точность при регистрации прохождения отцепы или баз длиннобазных вагонов, а также при прохождении стрелки подвижным составом [2].

ИПД решает задачу определения наличия или отсутствия подвижной единицы на контрольном путевом участке, предоставляет информацию о направлении движения транспортного средства, является неотъемлемой составляющей систем автоведения поездов, контроля заполнения путей, горочной автоматической централизации и др.

© М.М. Бабаев, В.Ю. Гребенюк, 2014

В связи с этим исследование ИПД с целью повышения безопасности движения поездов, а также выполнения маневровых работ на объектах железнодорожного транспорта является актуальным.

Анализ публикаций и постановка задачи исследования

Одним из возможных подходов к исследованию и рациональному использованию ИПД в современных условиях является применение нейросетевых технологий. С помощью разработанной нейронечеткой модели ИПД работы [3] решается задача выявления наличия или отсутствия транспортного средства на путевых участках железнодорожных объектов. В статье [4] на основе ИПД сформирована модель определения занятости / свободности контрольного участка пути на базе адаптивной системы ANFIS. Учитывая практически полную автоматизацию процесса создания данных гибридных систем, воспользуемся для выполнения аналогичных целей классическими искусственными НС по причине их большей информативности и наглядности на этапе процесса обучения. Поэтому задачей, на выполнение которой направлено данное исследование, является формирование модели контроля состояния путевого участка с помощью ИПД путем применения классических НС.

Основная часть

Из всего многообразия существующих НС одной из оптимальных сетей для решения задачи определения наличия или отсутствия подвижной единицы в пределах конкретного путевого участка является линейная однослойная сеть благодаря возможности решать задачи прогнозирования при минимальных входных данных, а также ввиду своей простоты. Выход линейной сети может принимать

любое значение, поверхность ошибки как функция входов содержит один минимум, который достаточно просто определяется [5]. Настройка параметров линейной НС может осуществляться как с помощью процедуры адаптации, так и процедуры обучения.

Архитектура однослойной линейной сети полностью определяется задачей, для выполнения которой предназначена данная НС. Структура данной однослойной линейной сети содержит соответственно один слой, на котором применяется линейная функция активации. Сеть содержит два входа, три нейрона и один выход. В этой сети каждый элемент входа соединяется со всеми входами нейрона, причем такое соединение задается матрицей весов W . Скалярный выход n формируется в результате того, что каждый i -й нейрон включает суммирующий элемент. Вектор входа n функции активации слоя создается путем объединения совокупности скалярных функций $n(i)$.

В процессе обучения данной линейной НС и соответствующего множества входных данных и целей вычисляется вектор выхода и формируется разность между вектором выхода и целевым вектором, которая и определяет допустимую погрешность. Данная сеть, изображенная на рис. 1, использует правило обучения, основанное на методе наименьших квадратов, причем настройка параметров осуществляется так, чтобы обеспечить минимум ошибки [6].

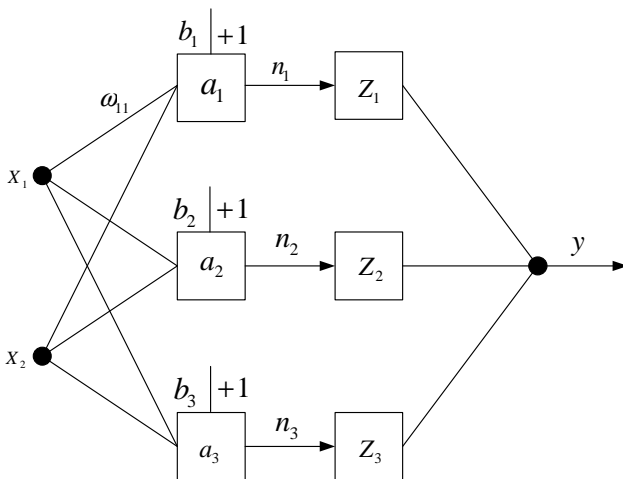


Рис. 1. Архитектура однослойной сети

В основе обучающего алгоритма лежит уравнение прямой, для которой сумма квадратов ошибок всех точек, соответствующих имеющимся данным, будет наименьшей

$$y = dx + c, \tag{1}$$

где d - наклон или градиент прямой;

c - значение сдвига;

x, y - переменные.

Метод наименьших квадратов заключается в нахождении суммы квадратов ошибок путем возведения значения каждой из ошибок в квадрат, суммировав после чего все полученные таким образом значения [7, 8]. После того, как с данными сопоставляется определенная прямая, с помощью уравнения этой прямой для любого данного значения x можно оценить соответствующее значение y .

При любой такой оценке значения y возникает своя ошибка. Зависимость общей ошибки от изменения d и c с помощью частных производных выглядит :

$$\frac{\partial E}{\partial d} = -2 \sum x_i [y_i - (dx_i + c)], \tag{2}$$

$$\frac{\partial E}{\partial c} = -2 \sum [y_i - (dx_i + c)], \tag{3}$$

где e_i - ошибка для точки i ,

x_i, y_i - значения координат для точки i .

Рекуррентное обучающее правило наименьших квадратов минимизирует среднее значение суммы квадратов ошибок обучения. Данный метод прост в применении и дает эффективный способ нахождения прямой, максимально соответствующей имеющемуся набору данных [9].

Процедура обучения моделирует настроенную сеть для имеющегося набора векторов, сравнивает результаты с целевыми данными и вычисляет среднеквадратичную ошибку [10]. При обучении сети осуществляется поиск таких значений весов и смещений, чтобы сумма квадратов соответствующих погрешностей была минимальной.

В пакете Simulink среды Matlab была создана имитационная модель разработанного ИПД [11]. С учетом того, что индуктивный шлейф, содержащий две секции, уложенные последовательно внутри рельсовой колеи, входные параметры модели представлены в виде переменных, соответствующих процентному изменению индуктивности секций при различных состояниях пути. Пользуясь результатами моделирования [11], можно утверждать, что свободы пути при любых климатических условиях

соответствует процентное изменение индуктивности в пределах от 0 до 15 %, в то время как занятость пути характеризуется изменением от 16 до 100 %. В качестве обучающей последовательности для однослойной линейной нейросети воспользуемся изменением индуктивности секций шлейфа в

различных условиях, где значения на выходе обозначают: «1» - наезд со стороны второй секции индуктивного шлейфа, «0» - участок свободен (влияние погодных и других внешних факторов), «-1» - наезд со стороны первой секции (табл. 1).

Таблица 1

Обучающая последовательность нейросети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки

Данные/условия	Воздействие внешних факторов			Наезд со стороны первой секции шлейфа			Наезд со стороны второй секции шлейфа			
Секция 1	0	0,15	0	0,9	1	0,8	0,1	0	0,15	0,05
Секция 2	0,1	0,15	0,15	0,15	0,1	0,05	1	0,8	0,9	0,8
Выход	0	0	0	-1	-1	-1	1	1	1	1

Перед выполнением расчета весовых коэффициентов линейной сети введем установленные диапазоны сети и инициализируем веса. Процесс обучения НС зададим в 500 итераций глобального цикла, в результате чего получим значения наклона логистической функции и весовых коэффициентов. Для одного слоя линейной сети эти параметры равны: $w_{11} = -1,1216$, $w_{12} = 1,3628$, $s_1 = -0,011859$.

Последовательность выходов и ошибок, полученных после обучения, приведена в таблице 2, из которой видно, что максимальная погрешность значений на выходе не оказывает значительного влияния на результат вычислений, что свидетельствует о достаточно высокой точности обучения сети.

Таблица 2

Результаты обучения НС

Данные/условия	Воздействие внешних факторов			Наезд со стороны первой секции шлейфа			Наезд со стороны второй секции шлейфа			
Секция 1	0	0,15	0	0,9	1	0,8	0,1	0	0,15	0,05
Секция 2	0,1	0,15	0,15	0,15	0,1	0,05	1	0,8	0,9	0,8
Выход	0,017	-0,082	0,0859	-0,923	-1,104	-0,947	1,132	0,972	0,939	0,9156
Ошибка	-0,017	0,082	-0,086	-0,076	0,1039	-0,052	-0,13	0,028	0,060	0,0844

Об адекватности обучения созданной однослойной линейной НС свидетельствует соответствие выходных данных целевым векторам (в процессе обучения НС в случайном порядке просматривает обучающую выборку).

В результате получаем график изменения ошибки в процессе обучения (рис. 2), из которого следует, что ошибка обучения к концу процесса становится очень малой.

Для дальнейшего моделирования и исследования данной линейной однослойной НС построим ее модель и отобразим схемы в среде Simulink (рис. 3).

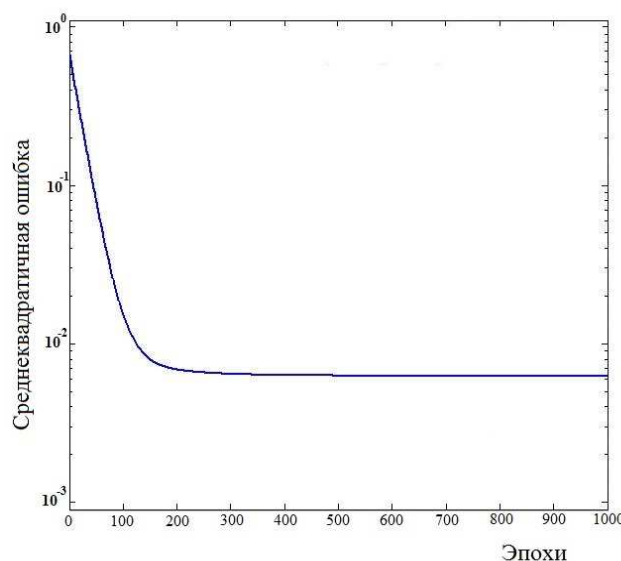


Рис. 2. Изменение ошибки в процессе обучения

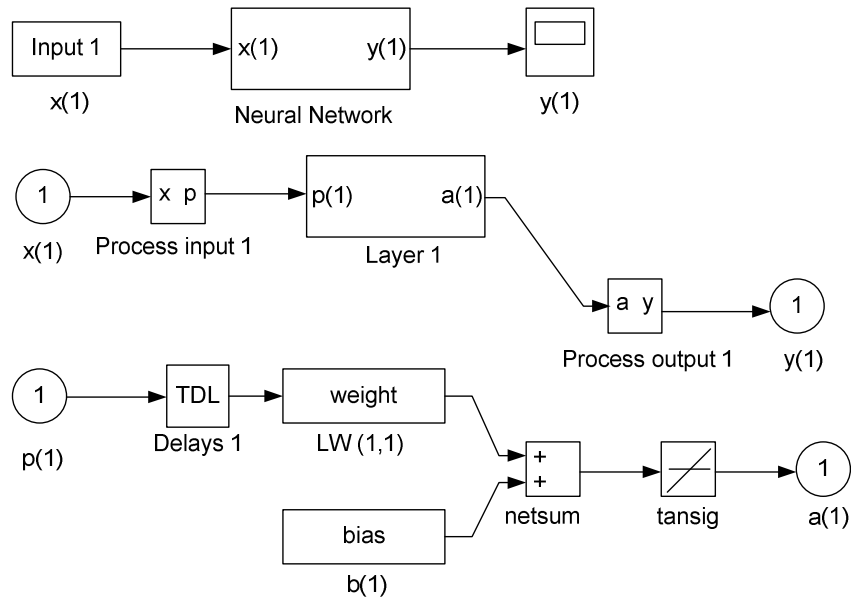


Рис. 3. Структурные схемы созданной НС в среде Simulink

Выводы исследования и перспективы, дальнейшее развитие в данном направлении

Рассмотрев использование однослойной линейной НС для выполнения задачи выявления занятости / свободности контрольного путевого участка, а также определения направления движения подвижной единицы с помощью ИПД, можно утверждать, что применение данной сети позволяет выполнить поставленную задачу с достаточно высокой точностью, о чем свидетельствуют полученные результаты обучения данной НС.

Литература

1. Філатов, О.В. Південна магістраль підвищує ефективність своєї роботи завдяки інноваціям [Текст] / О.В. Філатов // Українські залізниці. – 2013. - №5. – С. 8-13.
2. Индуктивно-дротовий датчик для виявлення транспортного засобу в межах певної ділянки шляху [Текст]: пат. 101096 України: МПК В 61 L 1/00, / Бабаєв М.М., Блиндюк В.С., Ананьєва О.М., Гребенюк В.Ю.; власник Українська державна академія залізничного транспорту. - № а 201111355 заявл. 26.09.2011; опубл. 25.02.2013, Бюл. №4. – 5 с.
3. Гребенюк, В.Ю. Нейро-нечеткое моделирование процессов работы индуктивно-проводного датчика [Текст] / В.Ю. Гребенюк // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2013. – Вип. 136. – С. 241-247.
4. Бабаєв, М.М. Разработка модели контроля состояния путевого участка с помощью

- индуктивно-проводного датчика на базе нейросетевых технологий [Текст] / М.М. Бабаєв, В.Ю. Гребенюк // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2013. – Вип. 135. – С. 159-167.
5. Медведєв, В.С. Нейронные сети MATLAB 6 [Текст] / В.С. Медведєв, В.Г. Потемкин; под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
6. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей [Текст] / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
7. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс [Текст]: 2-е издание / пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
8. Kramer, A.H. Efficient parallel learning algorithms for neural networks [Text] // A.H. Kramer, A. Sangiovanni-Vincentelli / Advances in neural Information Processing Systems, San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1989. – Vol.1. – P. 40-48.
9. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]: пер. с польского И.Д. Рудинский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
10. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст]: пер. с польского И.Д. Рудинский. – М.: Горячая линия - Телеком, 2006. – 452 с.
11. Гребенюк, В.Ю. Моделирование процессов работы индуктивно-проводного датчика [Текст] / В.Ю. Гребенюк // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2012. – Вип. 134. – С. 162-173.

Бабасєв М.М., Гребенюк В.Ю. Розробка моделі функціонування індуктивно-дротового датчика за допомогою нейромережових технологій. У роботі запропоновано застосування одношарової лінійної нейромережі для виконання завдання контролю рухомих об'єктів на колійній ділянці, а також визначення напрямку руху рухомої одиниці за допомогою індуктивно-дротового датчика. Після вивчення особливостей даної мережі була побудована її структура з урахуванням умов поставленого завдання. В результаті навчання створеної мережі отримані значення її параметрів і крива зміни помилки в процесі навчання, що свідчить про правильність її навчання, а також виконанні завдання функціонування індуктивно-дротового датчика в різних умовах.

Ключові слова: нейромережева модель, індуктивно-дротовий датчик, одношарова лінійна мережа, метод найменших квадратів, функція активації, вагові коефіцієнти.

Babaev M.M., Grebenuk V.Y. The development of a functioning model of inductive-wire sensor by means of neural network technologies. The article offers to use a single-layer linear neural network to perform the task of monitoring moving objects on a track section, as well as determining the direction of mobile unit movement by means of an inductive-wire sensor. After studying the features of this network, its structure considering the conditions of the problem to solve has been constructed. As a result of training of established network, its parameter values and error curve during the process of training have been obtained. They indicate the accuracy of network training, as well as the execution of the task of inductive-wire sensor performance in different conditions.

Key words: neural network model, inductive-wire sensor, single-layer linear network, least squares technique, activation function, weight ratios.

Рецензент д.т.н., професор Моисеєнко В.И.
(УкрГАЗТ)

Поступила 06.02.2014 г