

УДК 681.586.782

БАБАЕВ М.М., д.т.н., профессор (УкрДАЗТ)
ГРЕБЕНЮК В.Ю., аспирант (УкрДАЗТ)

Нейросетевая модель функционирования индуктивно-проводного датчика с использованием сети с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки

Babaev M.M., Dr. Eng., Professor (USART)
Grebenuk V.Y., Postgraduate (USART)

Neural network model of the inductively-wire sensor network using a direct transmission of the signal and error back propagation

Введение

Новые мировые тенденции требуют от отрасли железнодорожного транспорта активного развития, модернизации технологий, роста интенсивности и качества перевозок. Результат, на достижение которого следует работать, - это успешно функционирующие станции, оборудованные передовыми системами железнодорожной автоматики. Необходимо найти такие средства и решения в данной области, которые позволят оптимизировать использование подвижного состава, увеличить пропускную и перерабатывающую способности станций и существенно повысить техническую оснащенность транспортной инфраструктуры при обеспечении высокого уровня комплексной безопасности и бесперебойности движения поездов.

В условиях физического и морального износа стационарного и перегонного оборудования, выработки используемых сейчас технических средств был разработан новый улучшенный индуктивно-проводной датчик [1], основными функциями которого являются контроль состояния путевого участка под воздействием различных дестабилизирующих факторов, определение направления движения подвижной единицы, исключение вреза стрелки при маневрах, контроль прохождения отцепов и баз длиннобазных вагонов. Целесообразным выбором

для исследования данного ИПД является применение нейронных сетей (НС), потому как именно нейросетевые технологии призваны моделировать различные процессы путем накопления знаний и предоставления их для последующей обработки, решать информационно-планирующие задачи, а также наглядно отображать сложнейшие зависимости величин и процессы обучения сети.

Исследования с применением НС все стремительней внедряются в отрасль железнодорожного транспорта. В ряде публикаций с помощью НС решаются задачи управления электропоездами метрополитена [2], определения возможных мест сбоев и типов сбоев при проектировании вычислительных устройств [3], оптимизации структур современных компьютерных систем управления движением поездов [4], что свидетельствует о перспективности и потенциале применяемого инструмента НС для железной дороги. Целью данной работы является исследование особенностей функционирования ИПД в различных условиях с помощью НС.

Основная часть

Многообразие НС позволяет выбрать ту или иную сеть для исследования различных заданий. Для решения поставленной задачи возможно использование

многослойной НС с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки, в связи с возможностью выделять глобальные свойства данных за счет повышения уровня взаимодействия нейронов и наличия дополнительных синаптических связей. Также многослойные НС обладают большими вычислительными возможностями, чем однослойные [5].

Архитектура многослойной сети состоит из описания количества слоев сети, числа нейронов в каждом слое, вида функции активации каждого слоя и сведений об их соединении. Архитектура сети зависит от каждой индивидуальной задачи, которую она должна выполнить [6]. В данном случае сеть содержит 3 нейрона, расположенные на первом скрытом слое; кроме него еще есть один выходной слой (рис. 1). С помощью синаптических связей реализуется высокая степень связности сети: при изменении уровня связности изменяются синаптические соединения или их весовые коэффициенты.

Данная многослойная НС характеризуется тем, что каждый нейрон сети содержит нелинейную функцию активации – на первом и втором слоях используется сигмоидальная функция, определяемая логистической функцией возбуждения нейронов, которая благодаря свойству дифференцируемости применяется в сетях с обучением на базе метода обратного распространения ошибок.

$$z_j = \frac{1}{1 + e^{-a_j}}, \quad (1.1)$$

где z_j - выход j-го нейрона;

a_j - взвешенная сумма всех синаптических входов и порогового значения. Причем

$$a_j = s_j w_{k0j} + \sum_{i=1}^{N_k} z_{kj} \cdot w_{kij}, \quad (1.2)$$

где N_k - количество нейронов в k -ом слое;

w_{kij} - весовой коэффициент;

s_j - значение наклона логистической функции j-го нейрона.

Каждый элемент входа умножается на веса w_{11} , w_{12} , w_{13} ... соответственно и взвешенные значения передаются на сумматор. Каждый нейрон имеет смещение b , которое суммируется со взвешенной суммой входов.

Вследствие того, что секции индуктивного шлейфа по-разному реагируют на наличие ферромагнитной массы подвижной единицы над ней, на климатические факторы и другие внешние воздействия [7], необходимо рассмотреть процесс функционирования данного ИПД в различных условиях. Относительное изменение индуктивности секций шлейфа ИПД согласно результатам моделирования [8] приведено в таблице 1. Обучающей последовательностью для нейросети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки является изменение индуктивности секций шлейфа в различных условиях, где значения на выходе обозначают: «-1» - наезд со стороны первой секции, «0» - участок свободен (влияние погодных и других внешних факторов), «1» - наезд со стороны второй секции индуктивного шлейфа.

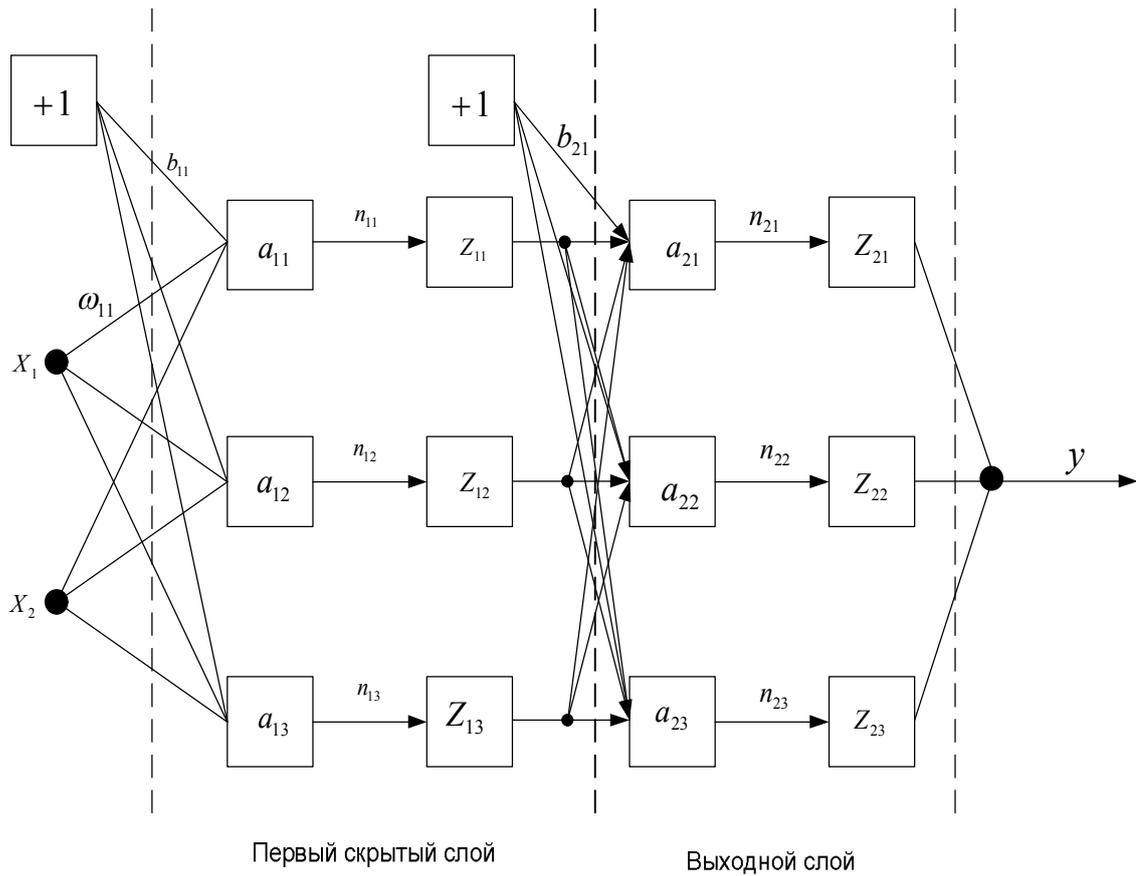


Рис. 1. Структура применяемой многослойной НС

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
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

При использовании данной многослойной НС с прямым распространением сигнала для обучения применяется алгоритм обратного распространения ошибок, в основе которого лежит градиентный метод поиска минимума функции ошибки с анализом сигналов ошибки от выходов НС к ее входам. [9].

Выполним расчет весовых коэффициентов сети с прямой передачей сигнала и

обратным распространением ошибки, причем в качестве учебной последовательности воспользуемся таблицей 1. Для этого сначала введем установленные диапазоны и инициализируем веса. Процесс обучения НС составил 10 итераций глобального цикла, в результате чего были получены значения наклона логистической функции и весовых коэффициентов, приведенные в таблице 2.

Рассчитанные значения параметров НС

№ нейрона	1 слой		2 слой	
	S_j	W_{kij}	S_j	W_{kij}
1	-2,2863	0,4963 2,6841	-0,56479	-0,85714
2	0,90789	-2,9688 -0,35127		1,7551
3	-2,8529	-1,6525 3,4333		2,0482

Качество обучения НС на выбранной обучающей последовательности объясняется графиками на рис. 2 – 4.

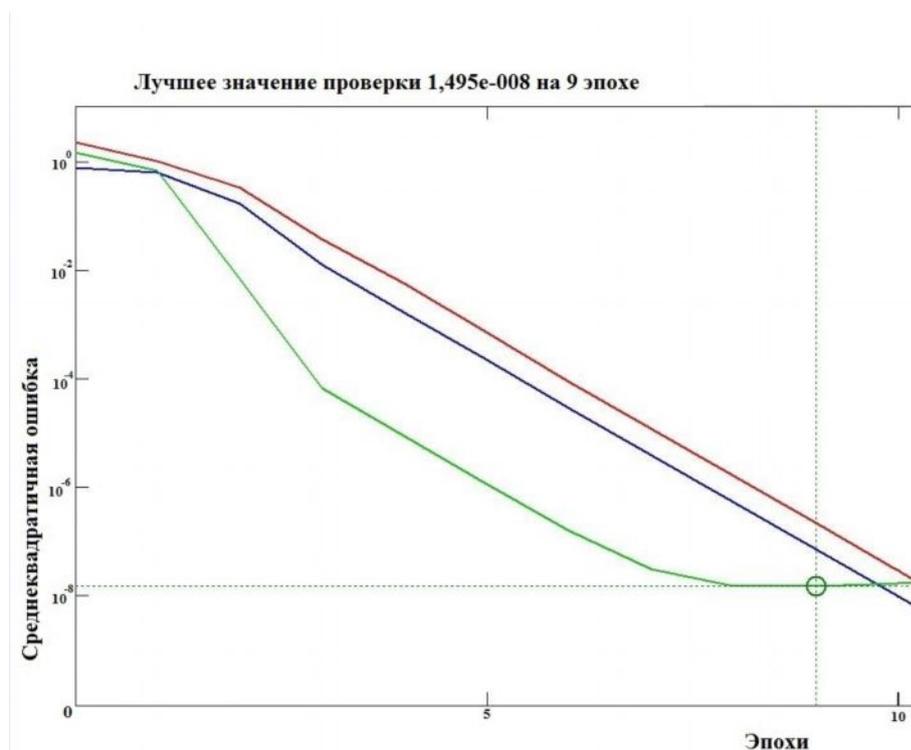


Рис. 2. Изменение ошибки НС в процессе обучения

Из рис. 2 видно как уменьшается ошибка к концу процесса обучения, где кривая синего цвета показывает результат изменения ошибки в процессе обучения на обучающем множестве, кривая зеленого цвета – на проверочном множестве и красного цвета – на тестирующей последовательности. Минимальное значение ошибки по трем кривым достигается на девятой эпохе и составляет 1,495e-008. Результат обучения адекватен, т.к. заключительная среднеквадратичная ошибка мала, ошибка

тестового и проверочного наборов утверждения имеют схожие характеристики, переобучения не произошло (увеличение среднеквадратичной ошибки происходит только для проверочного набора и до 11 эпохи). Рисунок 3 объясняет состояние обучения в динамике и изменение ошибки обучения. Оценить результат обучения НС можно с помощью построения функций регрессии результатов, полученных на выходе сети (которые дает обученная сеть) от

целевых значений, которые были начальными условиями задачи (рис. 4).

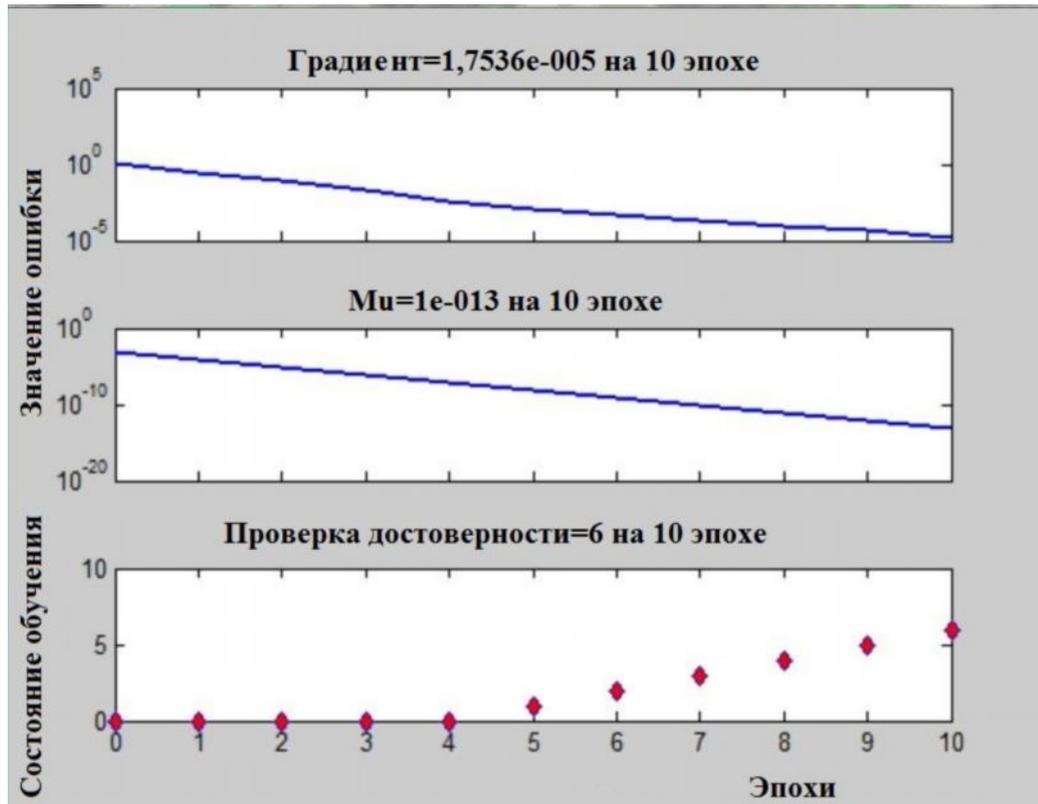


Рис. 3. Состояние обучения НС

На графике рис. 4 кружками обозначены исходные данные, синим, красным, зеленым цветами обучающее, тестирующее и проверочное множества – линии, сформированные НС; серым цветом обозначен обобщающий показатель. Прохождение графика через заданные точки и максимальное приближение построенной линии к пунктиру свидетельствует о соответствии

целевых данных к выходным значениям НС.

Результаты обучения сведены в таблицу 3, из которой видно, что максимальная погрешность на выходе составляет 0,011. Для дальнейшего моделирования и исследования данной многослойной НС построим ее модель и отобразим схемы в среде Simulink (рис. 5).

Таблица 3

Результаты обучения НС

Данные/ условия	Воздействие внешних факторов			Наезд со стороны первой секции шлейфа			Наезд со стороны второй секции шлейфа			
	0	0,15	0	0,9	1	0,8	0,1	0	0,15	0,05
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	0,0008	- 0,005	- 0,00007	-0,997	- 0,998	-0,989	0,996	0,997	0,996	0,995
Ошибка	0,0008	0,005	0,00007	-0,003	- 0,002	-0,011	0,003	0,002	0,003	0,004

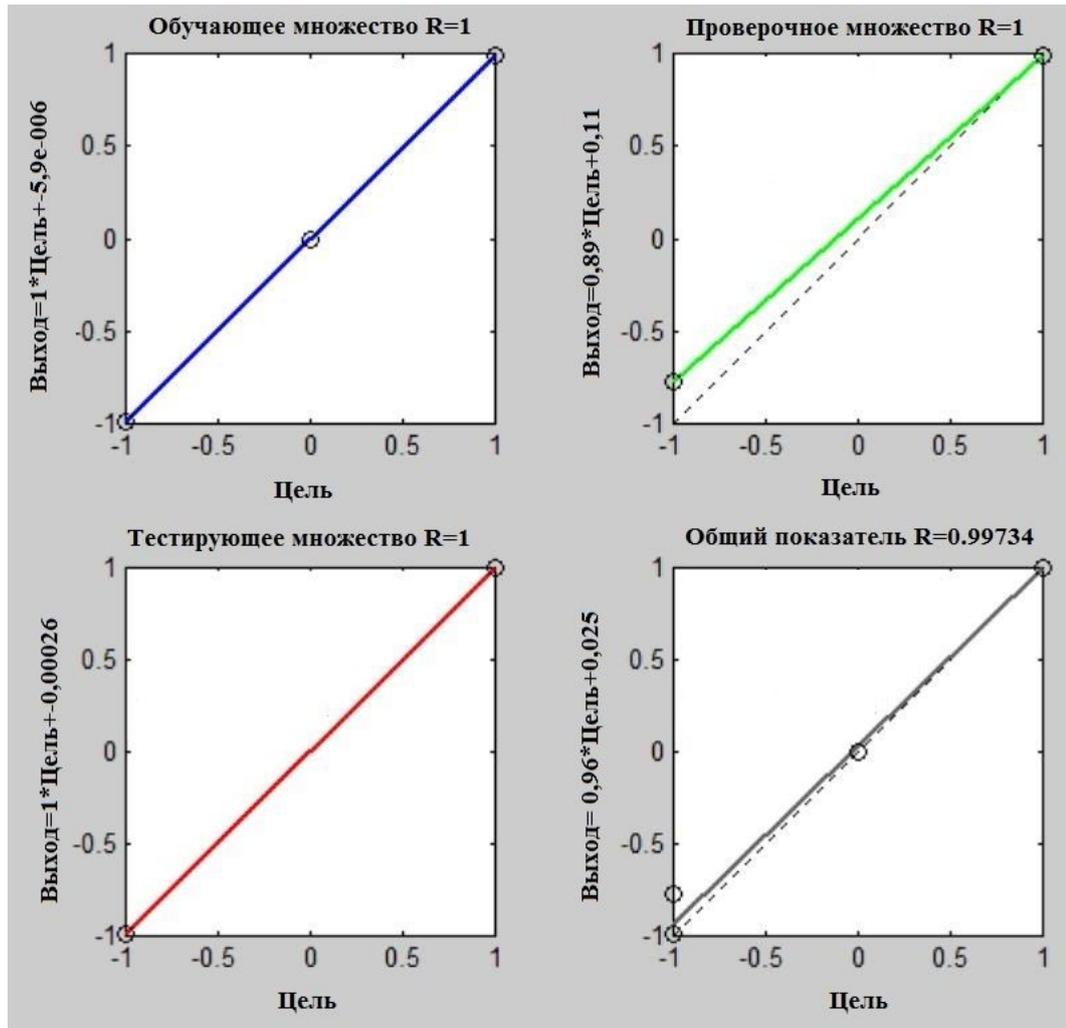


Рис. 4. Линейная регрессия между выходом НС и целями

Выводы

После обучения данной НС были получены значения наклона логистической функции и весовых коэффициентов, с помощью графиков показано качество обучения НС на выбранной обучающей последовательности, из которых следует макси-

мальное соответствие целевых данных входным векторам.

Таким образом, многослойная НС с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки позволяет с высокой точностью решить поставленную задачу исследования особенностей функционирования ИПД в различных условиях, что имеет большое значение в регулировании движением поездов.

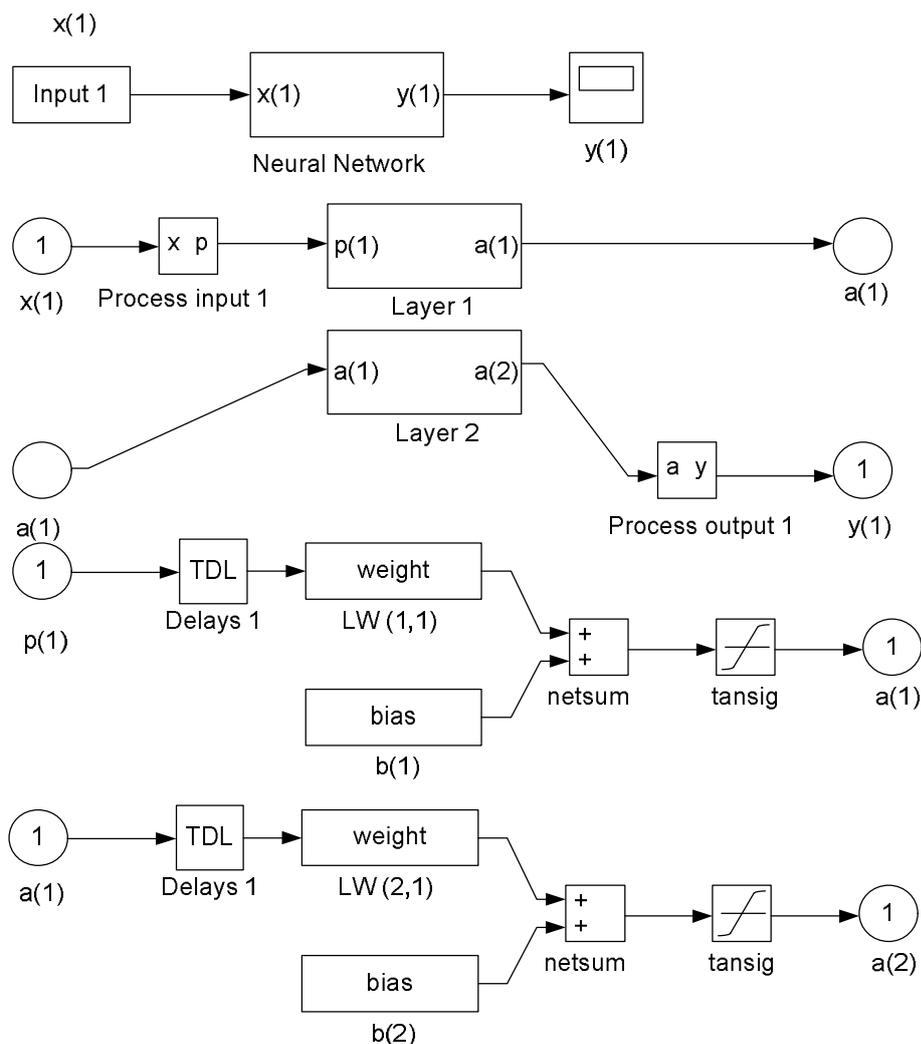


Рис. 5. Структурні схеми створеної НС в середі Simulink

Список литературы:

1. Індуктивно-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.

2. Блиндюк В.С. Керування електропоїздами метрополітену на основі нейронних мереж адаптивної резонансної теорії [Текст] / В.С. Блиндюк // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2013. – Ч. 2. - Вип. 136. – С. 135-146.

3. Гладких Т.В. Автоматизація виявлення ризиків сбоев с помощью нейронной сети [Текст] / Т.В. Гладких, С.Ю. Леонов // Вісник НТУ «ХП». Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. - Харків: НТУ «ХП», 2010. - № 31. – С. 65-73.

4. Кузьменко Д.М. Нейромережне моделювання функцій систем залізничної автоматики [Текст] / Д.М. Кузьменко, В.С. Блиндюк, М.М. Чепцов // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2011. – Вип. 122. – С. 33-43.

5. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст]: пер. с польского И.Д. Рудинский. – М.: Горячая линия - Телеком, 2006. – 452 с.

6. Медведев В.С. Нейронные сети MATLAB 6 [Текст] / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин; под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

7. Бабаєв М.М. Аналіз впливу феромагнітної маси рухомої одиниці на індуктивні датчики систем залізничної автоматики [Текст] / М.М. Бабаєв, М.Г. Давиденко, В.Ю. Гребенюк // Збірник наукових праць УкрДАЗТ. – 2012. – вип. № 129. – С. 117-123.

8. Гребенюк В.Ю. Моделирование процессов работы индуктивно-проводного датчика [Текст] / В.Ю. Гребенюк // Зб. наук. праць. – Харків: УкрДАЗТ, 2012. – Вип. 134. – С. 162-173.

9. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс [Текст]: 2-е издание / Пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Spisok literatury:

1. Induktivno-drotovij datchik dlja vijavlennja transportnogo zasobu v mezhah pevnoї diljanki shljahu [Tekst]: pat. 101096 Ukraїni: MPK B 61 L 1/00, / Babaev M.M., Blindjuk V.S., Anan'eva O.M., Grebenjuk V.Ju.; vlasnik Ukraїns'ka derzhavna akademija zaliznichnogo transportu. - № a 201111355 zajavl. 26.09.2011; opubl. 25.02.2013, Bjul. №4. – 5 s.

2. Blindjuk V.S. Keruvannja elektropojzdami metropolitenu na osnovi nejronnih merezh adaptivnoї rezonansnoї teorії [Tekst] / V.S. Blindjuk // Zb. nauk. prac'. – Harkiv: UkrDAZT, 2013. – Ch. 2. - Vip. 136. – S. 135-146.

3. Gladkih T.V. Avtomatizacija vyjavlenija riskov sboev s pomoshh'ju nejronnoj seti [Tekst] / T.V. Gladkih, S.Ju. Leonov // Visnik NTU «HPI». Tematicnij vipusk: Informatika i modeljuvannja. - Harkiv: NTU «HPI», 2010. - № 31. – S. 65-73.

4. Kuz'menko D.M. Nejromerezhne modeljuvannja funkcij sistem zaliznichnoї avtomatiki [Tekst] / D.M. Kuz'menko, V.S. Blindjuk, M.M. Shepcov // Zb. nauk. prac'. – Harkiv: UkrDAZT, 2011. – Vip. 122. – S. 33-43.

5. Rutkovskaja D. Nejronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Tekst]: per. s pol'skogo I.D. Rudinskij. – М.: Gorjachaja liniya - Telekom, 2006. – 452 s.

6. Medvedev V.S. Nejronnye seti MATLAB 6 [Tekst] / V.S. Medvedev, V.G. Potemkin; pod obshh. red. V.G. Potemkina. – М.: DIALOG-MIFI, 2002. – 496 s.

7. Babaev M.M. Analiz vplivu feromagnitnoї masi ruhomої odinici na induktivni datchiki sistem zaliznichnoї avtomatiki [Tekst] / M.M. Babaev, M.G. Davidenko, V.Ju. Grebenjuk // Zbirnik naukovih prac' UkrDAZT. – 2012. – vip. № 129. – S. 117-123.

8. Grebenjuk V.Ju. Modelirovanie processov raboty induktivno-provodnogo datchika [Tekst] / V.Ju. Grebenjuk // Zb. nauk. prac'. – Harkiv: UkrDAZT, 2012. – Vip. 134. – S. 162-173.

9. Hajkin S. Nejronnye seti. Polnyj kurs [Tekst]: 2-e izdanie / Per. s angl. - М.: Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2006. – 1104 s.

Аннотации:

Для исследования процессов работы индуктивно-проводного датчика была построена и обучена многослойная нейросеть с прямой передачей сигнала и обратным распространением ошибки, что позволяет определять наличие подвижной единицы на контрольном участке пути, а также направление ее движения под воздействием различных факторов. Об адекватности процедуры обучения свидетельствуют полученные результаты и ошибки обучения, а также графики, объясняющие качество обучения данной нейросети.

Ключевые слова: нейросетевая модель, индуктивно-проводной датчик, многослойная сеть, алгоритм обратного распространения ошибок, логистическая функция.

Для дослідження процесів роботи індуктивно-дротового датчика була побудована і навчена багатопшарова нейронна мережа з прямою передачею сигналу і зворотним поширенням помилки, що дозволяє визначати наявність рухомої засобу на контрольній ділянці колії, а також напрямок його руху під впливом різних факторів. Про адекватність процедури навчання свідчать отримані результати і помилки навчання, а також графіки, що пояснюють якість навчання даної нейромережі.

Ключові слова: нейромережева модель, індуктивно-дротовий датчик, багатопшарова мережа,

алгоритм зворотного поширення помилок, логістична функція.

To study the processes of inductive-wire sensor was built and trained a multilayer neural network with a direct signal transmission and error backpropagation, which allows to detect the presence of mobile units in the control section of the railway track, as well as its

direction under the influence of various factors. The adequacy of the training procedure and the results show the error learning, and graphics that explain the quality of the training the neural network.

Keywords: neural network model, inductively-wire sensor, multi-layer network, back-propagation algorithm errors, logistic function.

УДК 621.317.33:621.351

ЛАКТИОНОВ И.С., аспирант (ДонНТУ)
ТУРУПАЛОВ В.В., к.т.н., профессор (ДонНТУ)

Разработка и исследование макетного образца измерителя влажности почвы

Laktionov I., graduate student (DonNTU)
Turupalov V., Ph.D., professor (DonNTU)

Development and research of the soil moisture meter model sample

Общая постановка проблемы исследований

Эффективное использование земель зависит от исследования их частных агроэкологических показателей: физических, химических и биологических. С целью разработки агротехнических приемов по озеленению участков городов и технологических объектов необходимо знать ряд показателей почвы, на которой они произрастают. Из четырех основных физических почвенных параметров (аэрация, влажность, механическое сопротивление, температура) влажность является наиболее важным [1]. С теоретической точки зрения, актуальность исследований влажности почвы связана с недостаточностью знаний о принципах воздействия влаги на режимы развития растений. В прикладном плане актуальность изучения влажности почв необходимо рассматривать в экологической, сельскохозяйственной, экономической и других плоскостях. Следовательно, разработка и исследование средства измеритель-

ного контроля влажности почвы в полевых условиях принцип работы, которого основан на инструментальных методах анализа, является актуальной научно-технической задачей.

Постановка задачи исследования

Целью статьи является определение основных метрологических характеристик макетного образца средства измерительного контроля влажности почвы в полевых условиях. Для достижения поставленной цели сформулированы и решены следующие задачи:

1. Разработать макетный образец измерителя влажности почвы.
2. Провести лабораторные испытания разработанного измерителя.
3. Установить характеристики преобразования измерителя влажности почвы и оценить его основные метрологические характеристики.