

**АВТОМАТИКА ТА КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ
РУХОМ ПОЇЗДІВ**

УДК 681.586.782

*Д-р техн. наук М.М. Бабаев,
асп. В.Ю. Гребенюк*

**РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ ПУТЕВОГО
УЧАСТКА С ПОМОЩЬЮ ИНДУКТИВНО-ПРОВОДНОГО ДАТЧИКА
НА БАЗЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Введение. В процессе регулирования движением поездов возникает необходимость в определении наличия или отсутствия транспортного средства в контролируемой зоне, анализируя данные, поступающие с путевых датчиков. В связи с этим появляется проблема обработки информации и принятия правильных решений в различных условиях. Перспективной вычислительной технологией, обеспечивающей новые подходы к исследованию разнообразных динамических задач, а также позволяющей моделировать различные процессы путем накопления знаний и предоставления их для последующей обработки, является нейросетевое моделирование. С появлением нейронных сетей (НС), способных решать информационно-планирующие задачи, возникли предпосылки для создания модернизированных систем автоматизированного управления объектами во многих областях, в частности на железнодорожном транспорте.

Ввиду широкого применения индуктивно-проводных датчиков (ИПД) в системах железнодорожной автоматики и телемеханики (ЖАТ) в качестве элементов, способных контролировать состояние путевых участков, целесообразным является их дальнейшее исследование и усовершенствование. С целью повышения эффективности использования данных

датчиков и расширения их функциональных возможностей уместным будет применение НС, которые гарантируют большие прикладные возможности благодаря их модификации с помощью повторного обучения на вновь обновленной базе данных [1]. Найденное НС решение в большинстве случаев оказывается более совершенным по сравнению с программным выполнением данной задачи. Класс приложений НС используют в случае, когда обычные вычисления трудоемки, нерациональны или малоэффективны.

Анализ публикаций и постановка задачи исследования. Прогнозное нейросетевое моделирование находит применение в области автоматического управления транспортными средствами [2]. Подходы к использованию НС в диагностике технического состояния железнодорожных объектов приведены в работе [3]. Учитывая тот факт, что нейросетевые технологии приобрели огромное практическое применение во многих областях науки и успешно набирают обороты в железнодорожной отрасли, в системах ЖАТ, моделирования с их помощью почти не проводилось. В связи с тем, что ИПД предотвращают возникновение аварийных ситуаций на железнодорожных объектах, тем самым повышая безопасность движения поездов и

выполнения маневровых работ, расширение функциональных возможностей данных путевых датчиков путем их дальнейшего исследования более чем актуально. Поэтому целью данной статьи является формирование модели контроля состояния путевого участка с помощью ИПД на базе нейросетевых технологий.

По сравнению с человеческими возможностями нейросетевое моделирование позволяет обеспечить более высокий уровень реакции на изменение среды, быстрее проанализировать смену ситуации и выбрать наиболее оптимальный вариант решения конкретного задания, что и является основными требованиями к выполнению поставленной задачи.

Основная часть. В практических приложениях любая НС выступает как самостоятельная составляющая представления знаний, в основном в качестве одного из компонентов системы управления или принятия решений, передающих результат на другие элементы [4]. К преимуществам НС относят способность адаптироваться к изменениям окружающей среды, когда обученные НС

могут быть легко переучены для работы в других условиях; повышение продуктивности НС за счет увеличения достоверности принимаемого решения; высокую отказоустойчивость; масштабируемость. Отличительным свойством НС является возможность самообучаться и параллельно обрабатывать данные, что позволяет вырабатывать желаемый результат путем обобщения накопленных сведений. Качество работы НС напрямую зависит от предоставляемого набора учебных данных. Процесс обучения предполагает поступление стимулов из внешней среды, в результате чего изменяются внешние параметры НС, а после изменения внутренней структуры НС реагирует на возбуждения уже по-другому. Такая последовательность действий и является алгоритмом обучения НС [5]. Алгоритм обучения – это набор средств, позволяющих по вектору ошибки вычислить необходимые поправки для весов сети (рис. 1). Т. е. при наличии базы данных, которая содержит примеры, необходимо найти верный искомый ответ путем расчета ошибки и подстройки весов.

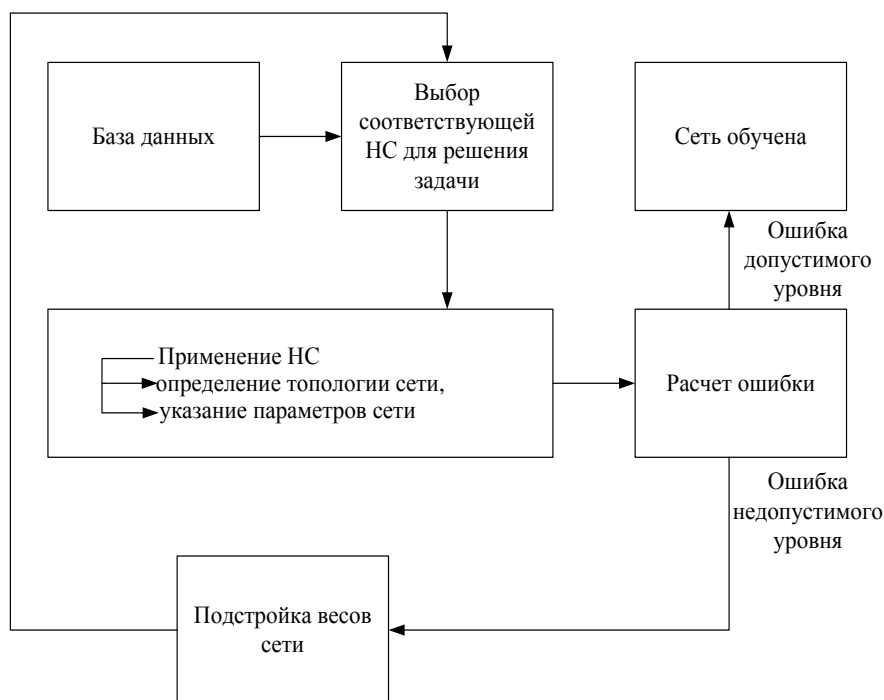


Рис. 1. Алгоритм процесса обучения НС

Для решения поставленной задачи возможно использование многослойной НС, т.к. она позволяет выделять глобальные свойства данных за счет повышения уровня взаимодействия нейронов и наличия дополнительных синаптических связей. К тому же многослойные НС обладают большими вычислительными возможностями, чем однослойные [6].

Чувствительным элементом ИПД является индуктивный шлейф, который

представляет собой две секции, уложенные последовательно внутри рельсовой колеи на путевом участке. После детального исследования изменения индуктивности катушки [7] было выявлено, что секции индуктивного шлейфа по-разному реагируют на наличие ферромагнитной массы подвижной единицы над ней, на климатические факторы и другие внешние воздействия. Относительное изменение индуктивности секций шлейфа ИПД в различных условиях [8] приведено в таблице.

Таблица

Относительное изменение индуктивности секций шлейфа ИПД в различных условиях, %

Данные/ условия	1	Климатические факторы и другие внешние воздействия											
		Секция 1	2	0	5	0	5	10	10	0	15	0	15
Секция 2	3	0	0	5	5	10	0	10	15	15	0	10	15
Выход	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Продолжение таблицы

1	Занятость путевого участка подвижной единицей													
2	20	20	15	30	40	50	60	70	5	10	0	5	15	100
3	0	15	20	10	5	0	15	0	80	90	30	50	100	15
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Значение нуля на выходе датчика означает свободу пути при возможных внешних воздействиях, единица на выходе соответствует занятости путевого участка транспортным средством.

Таким образом, основная идея данного исследования заключается в оценке возможности моделирования различных ситуаций на путевом участке с помощью гибридных НС путем использования известной выборки зависимостей для определения параметров функций принадлежности. Причем для нахождения данных параметров целесообразно применение процедуры обучения НС в наборе прикладных программ Matlab, как универсальной среды

разработки подобных приложений. В пакете Matlab гибридные сети можно реализовать в виде адаптивной системы ANFIS несколькими входами с любыми термами лингвистических переменных и одним выходом с постоянной или линейной функцией принадлежности [9].

Внешний вид обучающей выборки для разрабатываемой НС в соответствии с таблицей приведен на рис. 2, где голубыми окружностями обозначаются данные для обучения.

Пользуясь обучающими данными, сгенерируем структуру НС, задав для каждой из входных переменных по 3 лингвистических термина. Визуализированная структура полученной НС изображена на рис. 3.

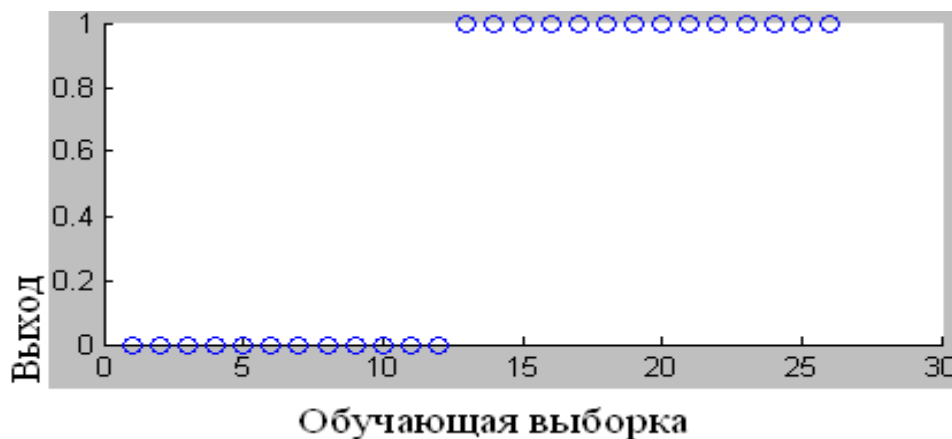


Рис. 2. Обучающие данные для разрабатываемой НС

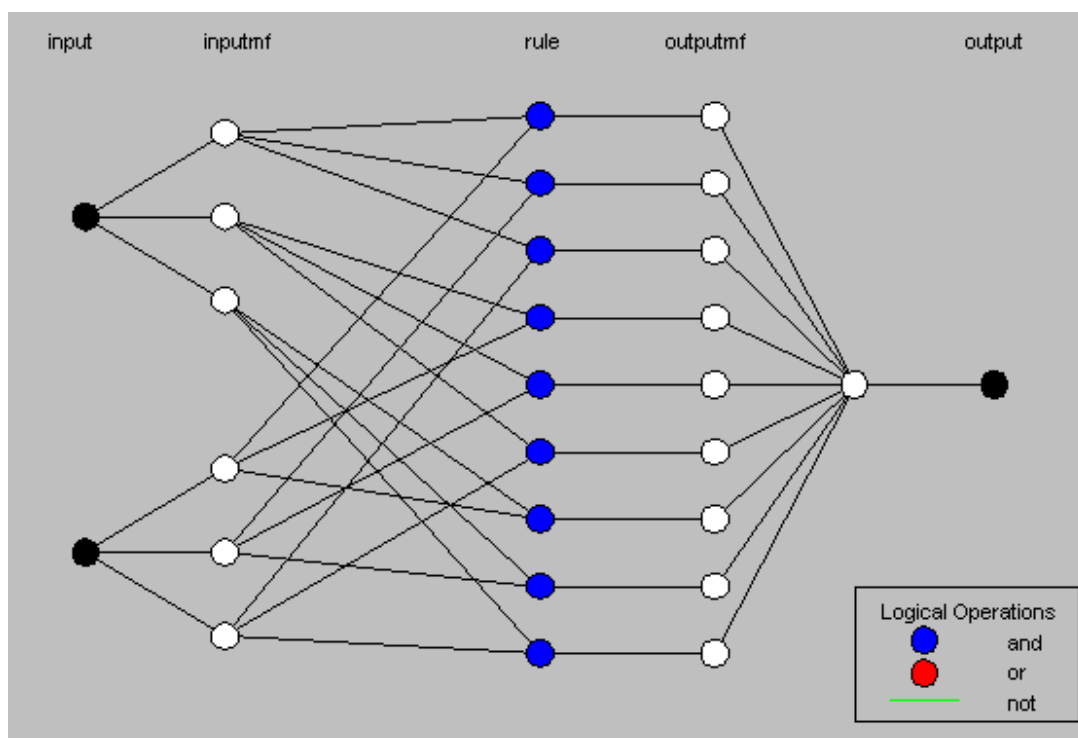


Рис. 3. Структура сгенерированной системы

Далее выберем метод обучения гибридной НС. В основе алгоритма обратного распространения ошибки лежит градиентный метод поиска минимума функции ошибки с анализом сигналов ошибки от выходов НС к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы [2]. Функция ошибки

данного алгоритма состоит из суммы квадратов рассогласования реального выхода сети и желаемого. При обучении методом обратного распространения ошибки предполагается два прохода по всем слоям сети. При прямом проходе, когда все синаптические веса фиксированы, на сенсорные узлы сети подается входной вектор, после чего осуществляется его

распространение по сети от слоя к слою. На следующем этапе осуществляется генерирование набора выходных сигналов, являющегося реакцией сети на данный входной вектор. В процессе обратного прохода все синаптические веса настраиваются исходя из правила коррекции ошибок: фактический выход сети вычитается из целевого, результатом чего является формирование сигнала ошибки, который впоследствии будет распространяться по сети в направлении, обратном направлению синаптических связей [10].

Гибридный метод в данном случае представляет собой сочетание алгоритма обратного распространения ошибок и более

быстрого рекуррентного метода наименьших квадратов. В данном случае задается способ последовательного определения погрешностей в каждом слое, начиная с последнего. Начальные значения обычно устанавливаются определенным образом, а адаптивная коррекция всех весов производится согласно правилам [6].

Установив уровень ошибки обучения равным нулю, зададим, например, 12 циклов для обучения НС. Иллюстрация первого прохода процесса обучения в виде графика зависимости ошибки от количества циклов обучения методом обратного распространения ошибки приведена на рис. 4, а, гибридным методом – на рис. 4, б.

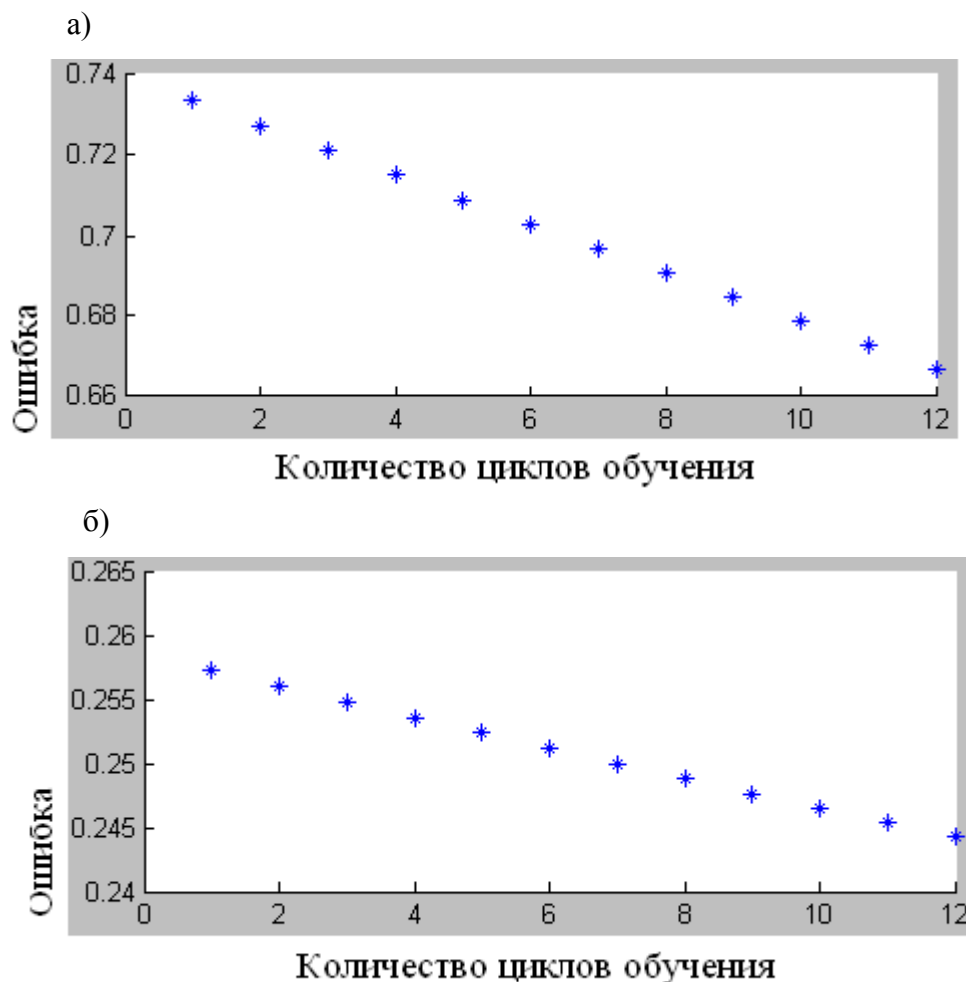


Рис. 4. График зависимости ошибок обучения от количества циклов обучения методом обратного распространения ошибок (а) и гибридным методом (б)

После многократного предъявления примеров НС дает правильные ответы практически на все примеры из базы данных (в зависимости от установленного уровня ошибки), что можно увидеть путем дальнейшего уменьшения ошибки. Обученная однократным проходом

процесса обучения НС представлена на рис. 5, а, после многократного обучения – на рис. 5, б (звездочка означает результаты моделирования).

Тестируем обученную сеть с помощью уточняющей выборки (голубые точки) (рис. 6).

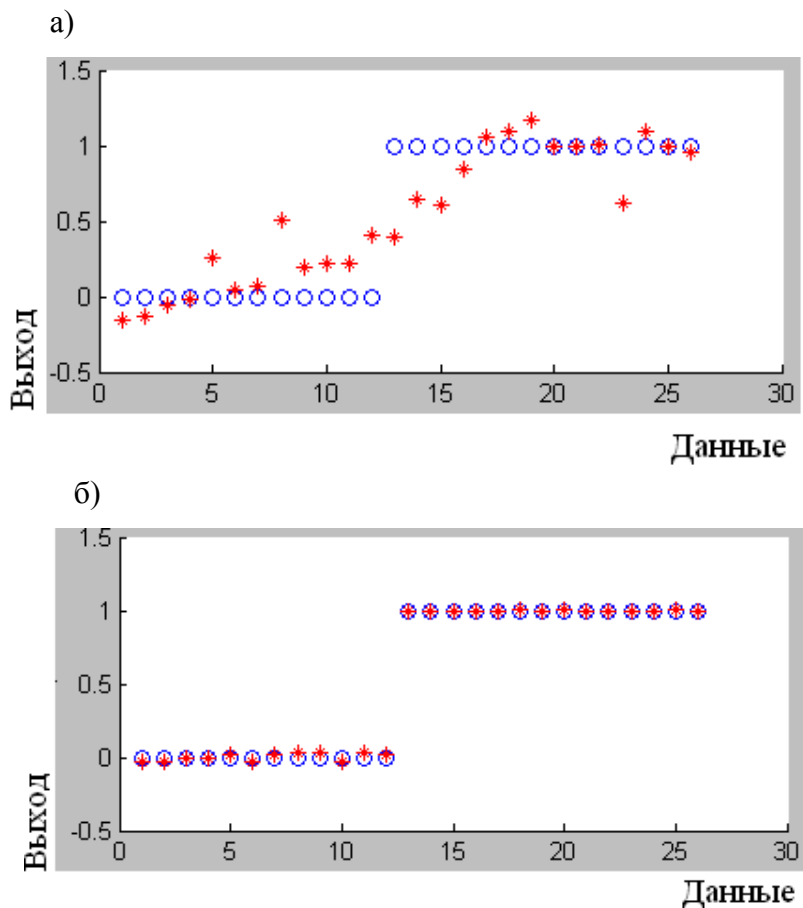


Рис. 5. Система, обученная однократно (а), многократно (б)

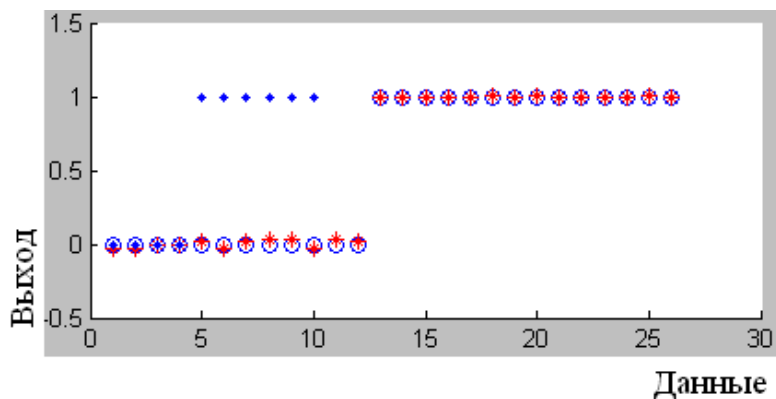


Рис. 6. Тестирование системы с помощью уточняющей выборки

Результаты тестирования обученной системы представлены на рис. 7.

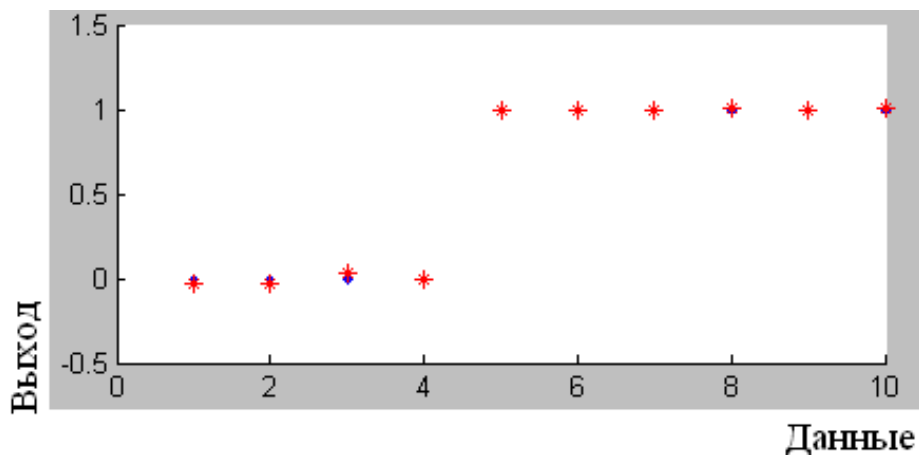


Рис. 7. Результаты тестирования обученной системы

Дальнейшая настройка параметров и редактирование сгенерированной и обученной гибридной НС возможны с помощью средств пакета Fuzzy Inference System. Подтверждением правильного обучения НС с целью определения занятости / свободности путевого участка служат графики зависимостей выходной переменной от входных (рис. 8).

Первые два столбца рис. 8 представляют собой входы системы, которые соответствуют первой и второй секциям индуктивного шлейфа ИПД, индуктивность которых изменяется в различных условиях. В случае, например, снегопада, изменение индуктивности обеих секций будет составлять около 8%, соответственно, на выходе ИПД наблюдаем значение 0,0622, близкое к нулю (рис. 8, а), что свидетельствует о свободности контрольного участка пути. На рис. 8, б показан случай наезда подвижного состава со стороны второй секции, при изменении индуктивности второй секции равном 34,1%, при этом значение на выходе системы составляет «1», что характерно для

наличия транспортного средства на путевом участке.

Практически полная автоматизация процесса создания гибридной системы, а также возможность интерпретации и оценки сформированных правил являются основными преимуществами данного подхода к применению гибридных НС.

Выводы исследования и перспективы, дальнейшее развитие в данном направлении. Таким образом, сформированная модель определения занятости / свободности контрольного участка пути на базе нейросетевых технологий позволяет реализовать процесс работы ИПД, а также оценить возможности его функционирования в различных условиях.

Проанализировав полученные результаты, можно сделать вывод, что дальнейшее применение нейросетевого моделирования ИПД с целью повышения контроля состояния путевого участка на объектах железнодорожного транспорта является актуальным и целесообразным.

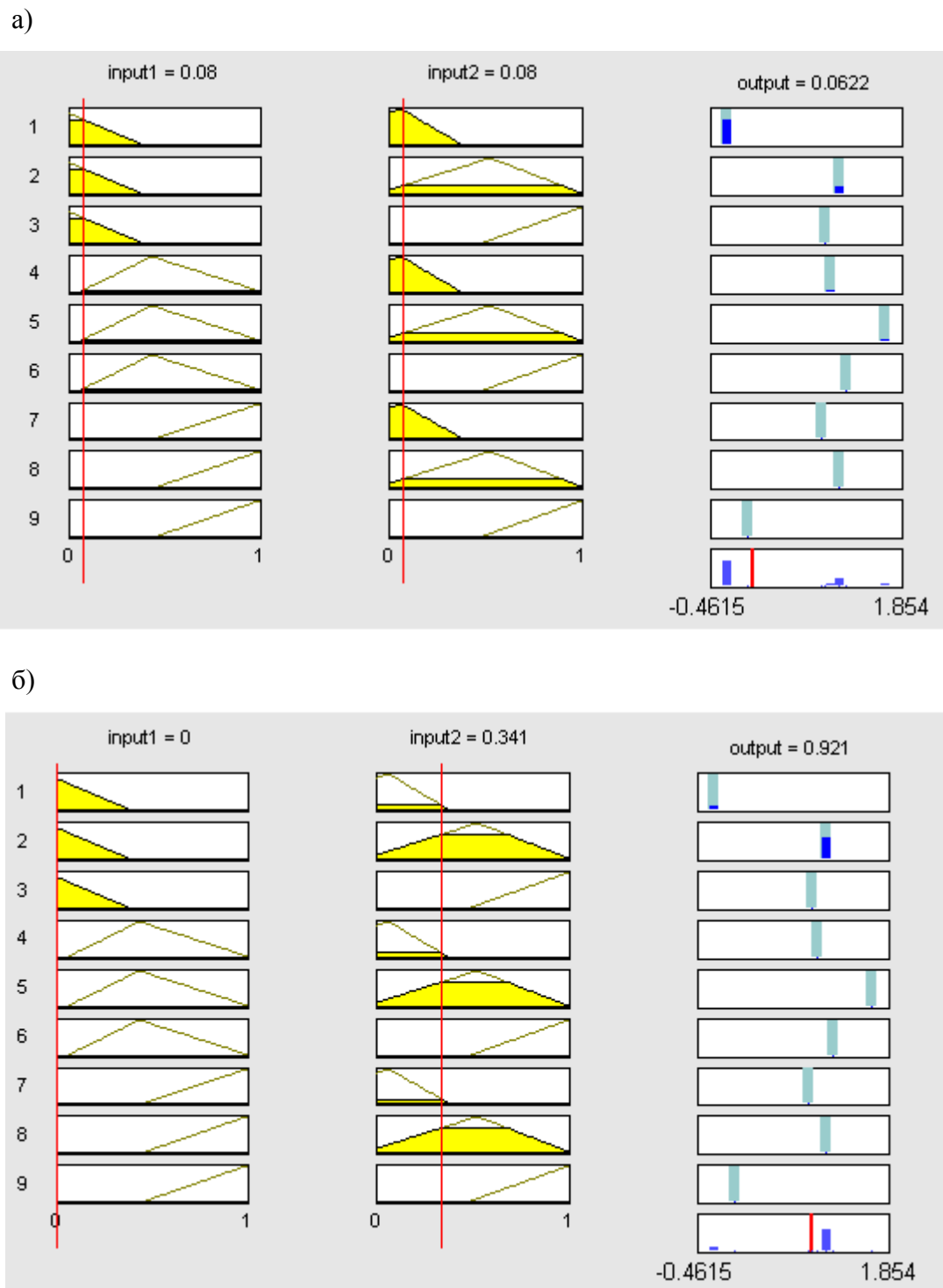


Рис. 8. Реакция сформированной НС на изменения погодных условий (а) и на занятость путевого участка (б)

Список литературы

1. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс [Текст] / С. Хайкин; пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

2. Блиндюк, В.С. Прогнозне нейромережне моделювання теплових режимів функціонування тягових двигунів моторвагонних рухомих одиниць [Текст] / В.С. Блиндюк // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2012. - № 2. – С. 87-96.
3. Ващишин, Л.В. Штучні нейронні мережі, як засіб для розпізнавання дефектів залізничних рейок [Текст] / Л.В. Ващишин, В.О. Нічога, І.В. Сторож // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2012. - № 5. – С. 34-37.
4. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]: пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
5. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей [Текст]: пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
6. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст]: пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия - Телеком, 2006. – 452 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 // Зб. наук. пр. Укр. Держ. акад. залізнич. трансп. – Харків: УкрДАЗТ, 2012. – Вип. 129. – С. 117-123.
8. Гребенюк, В.Ю. Моделирование процессов работы индуктивно-проводного датчика [Текст] / В.Ю. Гребенюк // Зб. наук. пр. Укр. Держ. акад. залізнич. трансп. – Харків: УкрДАЗТ, 2012. – Вип. 134. – С. 162-173.
9. Дьяконов, В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник [Текст] / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.
10. 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.

Ключевые слова: индуктивно-проводной датчик, индуктивный шлейф, контроль путевого участка, гибридная нейронная сеть, методы обучения нейросетей.

Аннотации

На підставі аналізу зміни індуктивності секцій шлейфу індуктивно-дротового датчика (ІДД) розроблено модель контролю стану колійного ділянки на базі нейромережних технологій, наведено етапи розроблення моделі, подано результати моделювання функціонування ІДД. Сформована модель дозволяє визначати наявність рухомої одиниці на контрольній ділянці колії під впливом різних факторів.

На основе анализа изменения индуктивности секций шлейфа индуктивно-проводного датчика (ИПД) была разработана модель контроля состояния путевого участка на базе нейросетевых технологий, приведены этапы разработки модели, представлены результаты моделирования функционирования ИПД. Сформированная модель позволяет определять наличие подвижной единицы на контрольном участке пути под воздействием различных факторов.

Based on the analysis of changes in inductance sections loop inductive-wire sensor (IWS) model was developed for monitoring track section based on neural network technology, the stages of development of the model, the results of modeling the functioning of IWS. Generated model allows detection of the mobile unit in the control section of the route due to various factors.