

Библиографические ссылки

1. Цветков В. Я. Геоинформационные системы и технологии. М. : Финансы и статистика, 1998.
2. Шайтура С. В. Геоинформационные системы и методы их создания. Калуга : Изд-во Н. Бочкаревой, 1998.
3. Евсюков А. А. Оперативное географическое моделирование в современных информационных системах // Актуальные проблемы анализа и построения информационных систем и процессов : сб. ст. Междунар. науч.-техн. конф. (19–25 сент. 2010 г.) ; Юж. федер. ун-т. Таганрог, 2010.

4. Методика прогнозирования масштабов заражения сильнодействующими ядовитыми веществами при авариях (разрушениях) на химически опасных объектах и транспорте : РД 52.04.253–90. Л. : Гидрометеоздат, 1991.

5. Евсюков А. А., Ничепорчук В. В., Марков А. А. Использование средств оперативного гео моделирования для мониторинга ЧС на территории Сибирского федерального округа // Гео-Сибирь – 2010. Т. 1. Геодезия, геоинформатика, картография, маркшейдерия : сб. материалов IV Междунар. науч. конгр. (19–29 апреля 2010 г.). Ч. 3 ; Сиб. гос. геодезич. акад. Новосибирск, 2010. С. 132–137.

A. A. Evsyukov

DYNAMIC CARTOGRAPHIC LAYERS GENERATION IN INFORMATIONAL ANALYTICAL SYSTEMS

The author offers dynamic GIS layers generation methods based on topographical map layers and multidimensional OLAP-analysis data, expert systems or computational technique results is offered. The aggregation data are used for dynamic generation of new GIS layers.

Keywords: geographic informational systems, cartographic binding of multidimensional data, dynamic cartographic layers generation.

© Евсюков А. А., 2011

УДК 625.084/085:625.855.3

Р. Т. Емельянов, А. П. Прокопьев, Е. С. Турышева, П. А. Постоев

РЕАЛИЗАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО КОНТРОЛЛЕРА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИОННО-ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ

Рассматривается разработка нейросетевого контроллера системы управления процессом уплотнения асфальтобетонной смеси. Приводится реализация нейросетевого контроллера в программной системе MATLAB/Simulink и результаты моделирования.

Ключевые слова: управление процессом уплотнения, автоматическое управление, нейронные сети.

Подход к моделированию рабочего процесса уплотнения асфальтобетонной смеси, основанный на идентификации рабочих процессов, позволяет создавать адаптивные динамические модели на основе экспериментальных данных и дает возможность находить и моделировать сложные зависимости между параметрами рабочего процесса (уплотняющим рабочим органом и асфальтобетонной смесью), не обладая полной информацией об устройстве уплотняющего органа, машины и характеристиках среды.

Постановка задачи. Одной из актуальных задач дорожной отрасли является оптимизация рабочего процесса уплотнения асфальтобетонного покрытия, выполняемого рабочими органами асфальтоукладчика. При этом одним из основных показателей рабочего органа и укладчика в целом является степень предварительного уплотнения асфальтобетонной смеси, от которой зависит не только подбор необходимых типов и количества катков для последующей ее укатки, но и технологические

приемы выполнения этой важной и сложной операции [1]. Практика также показала, что чем выше плотность после укладчика, тем ровнее готовое покрытие.

Технологическая настройка асфальтоукладчика связана с обеспечением наиболее высокого качества укладки и предварительного уплотнения слоев асфальтобетонного основания или покрытия и является важным элементом системы управления качеством асфальтобетонных работ на дороге. Такая настройка осуществляется перед началом выполнения рабочих операций и ведется с учетом конструктивных и технологических возможностей и особенностей выбранного укладчика, а также заложенных в проект производства работ (ППР) приемов выполнения и контроля этих операций.

Самыми значимыми и потому непрерывно контролируемыми в системе управления качеством являются пять показателей устраиваемого укладчиком основания или покрытия (еще до начала работы дорожных катков): ширина полосы укладки; поперечный уклон поверхнос-

ти слоя укладки; начальная толщина уложенного слоя; степень предварительного уплотнения слоя сразу за укладчиком; ровность поверхности уложенного слоя [1]. Первые три показателя задаются проектом и строительными нормами и правилами (СНиП) (в нормах отклонения от проекта). Два последних показателя не задаются проектом и не нормируются СНиП, но без знания их начальных значений невозможно управлять процессом укладки и обеспечивать требуемые проектом и СНиП конечные результаты по плотности, толщине слоя и ровности готового основания или покрытия [1].

Системы автоматического управления (САУ), устанавливаемые на асфальтоукладчиках, не имеют подсистем управления процессом уплотнения смеси, а ручная настройка режимных параметров не обеспечивает требуемого коэффициента уплотнения, влияющего на качественные показатели дорожного покрытия. В таких случаях приходится увеличивать количество проходов катка, что ведет к росту расходов на топливо и заработную плату рабочим и, соответственно, себестоимости дорожного строительства.

Разработка нейросетевого контроллера. При всей тщательности выбора начальных режимных параметров предугадать неровности микрорельефа и изменение свойств асфальтобетонной смеси при ее охлаждении очень сложно. Но, используя известные зависимости, можно косвенно оценивать наличие неровностей и плотность основания и, следовательно, прогнозировать ожидаемый коэффициент уплотнения асфальтобетонной смеси.

На основании исследований асфальтоукладчика с перспективным уплотняющим рабочим органом, проведенных в реальных условиях эксплуатации, были получены экспериментальные зависимости, позволяющие создать систему управления процессом уплотнения [2].

На трамбуемых брусках асфальтоукладчика были установлены тензодатчики, которые фиксировали изменение усилия на этих брусках в зависимости от частоты трамбования и скорости движения. Также определялся коэффициент уплотнения в зависимости от частоты трамбования и скорости движения асфальтоукладчика. Полученные данные использовались для разработки системы автоматического управления процессом уплотнения асфальтобетонной смеси асфальтоукладчиком. В качестве основного режимного параметра, обеспечивающего заданные значения степени уплотнения, принята частота вращения эксцентрикового вала привода трамбуемых брусков.

Для решения задачи идентификации рабочего процесса по экспериментальным данным в качестве нейронной сети выбрана сеть встречного распространения. Возможности этой сети превосходят возможности однослойных сетей прямого распространения, а время обучения по сравнению с алгоритмом обратного распространения ошибки может быть уменьшено в несколько раз. Во встречном распространении объединены две модели: самоорганизующаяся карта Кохонена и звезда Гроссберга [3]. Их объединение ведет к появлению свойств, которых не было ни у одной из них по отдельности.

Подсистема нейросетевого контроллера MyNeuroCont сформирована с применением библиотеки Neural Network Toolbox среды MATLAB/Simulink [4; 5] (рис. 1).

Рассмотрим работу нейросетевого контроллера более подробно.

Усилие на трамбуемых брусках $In1, In2$ на входе контроллера умножается на коэффициент важности величины $W1, W2$ соответственно (это необходимо, если входные векторы имеют разную значимость для моделирования). Для уплотняющего рабочего органа асфальтоукладчика усилия с трамбуемого бруса равнозначимы и полноразмерны, т. е. $W1 = W2 = 1$.

Далее величины с учтенной значимостью преобразуются блоком Mux в двумерный вектор. Для работы сети встречного распространения необходимо ортогонализировать этот вектор, что и происходит в подсистеме $Orthogonalization$.

Затем ортогонализированный вектор поступает на вход скрытого слоя Кохонена, проходя перед этим через подсистему $Synaps$, осуществляющую умножение входного вектора на веса нейрона, которые хранятся в описанных переменных (рис. 2). Из блока подсистемы $Synaps$ вектор попадает в нейрон, реализованный в виде подсистемы. Нейрон разделяет входной вектор на поля и суммирует их, после чего отдает их на вход сжимающей функции – гиперболическому тангенсу.

Выход слоя Кохонена попадает на подсистему $MaxVec$, которая осуществляет поиск нейрона-победителя согласно концепции слоя. Выход этой подсистемы представляет собой копию входящего в нее вектора и единичного вектора, где все поля равны нулю, за исключением поля нейрона-победителя, которое равно единице.

Далее единичный вектор умножается на веса сигналов, которые берутся из памяти в блоке подсистемы $Data Store Read1$.

Перемноженный сигнал подается на подсистему $AllPlus$, которая выдает наибольшее значение из полей вектора. Это связано со структурой входящего в нее сигнала, в котором все поля вектора равны нулю, кроме поля нейрона-победителя, равного сигналу этого нейрона.

Выход этой подсистемы и есть искомым выход сети. Но являясь искомым, он не будет требуемым, поэтому мы должны отыскать величину ошибки, т. е. разницу между требуемым и полученным выходом. Величина ошибки выдается блоком. Затем происходит процесс обучения контроллера, при котором ошибка $Error1$ умножается на коэффициент обучения (в данном случае он равен 0,005), представленный блоком $Constant$. Этот коэффициент перемножается с единичным вектором $UnitVect$ и старым значением весов. Таким образом будет получен вектор-прибавка к вектору старых весов, т. е. при их сложении получаются новые веса, которые записываются подсистемой $DataWrite1$ в отведенные под это переменные.

Однако на этом обучение не заканчивается. Также необходимо подстроить веса вскрытого слоя, для чего используется блок $TeachHiddenLayer$. Этот блок обладает сложной структурой, что обусловлено большим количеством линий связей, однако его содержание заключается в следующем:

$$W_n = W_c + \alpha (X - W_c),$$

где W_n – новый вес; W_c – старый вес; α – коэффициент скорости обучения; X – вектор скрытого слоя. Так реали-

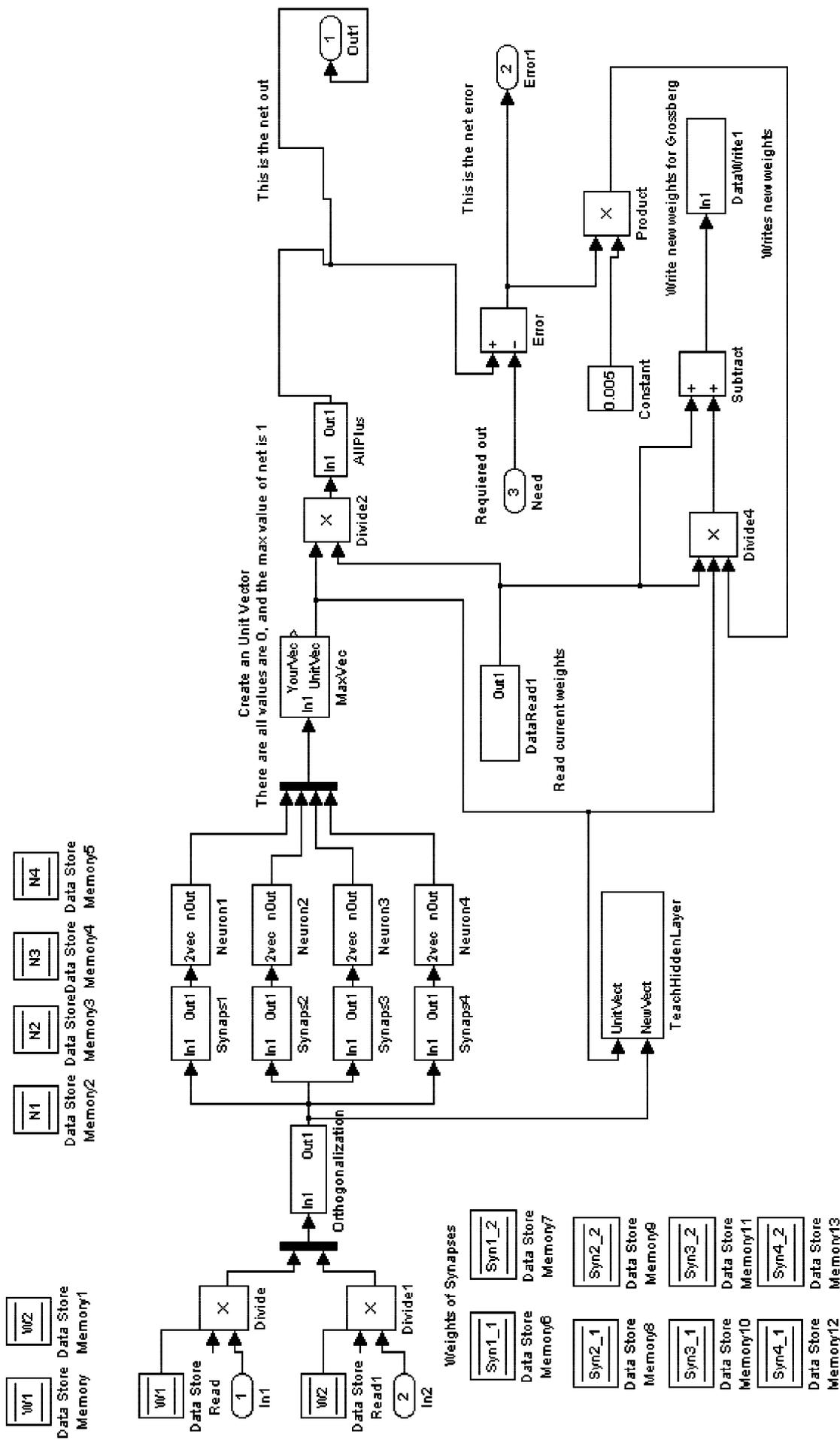


Рис. 1. Структура нейросетового контроллера

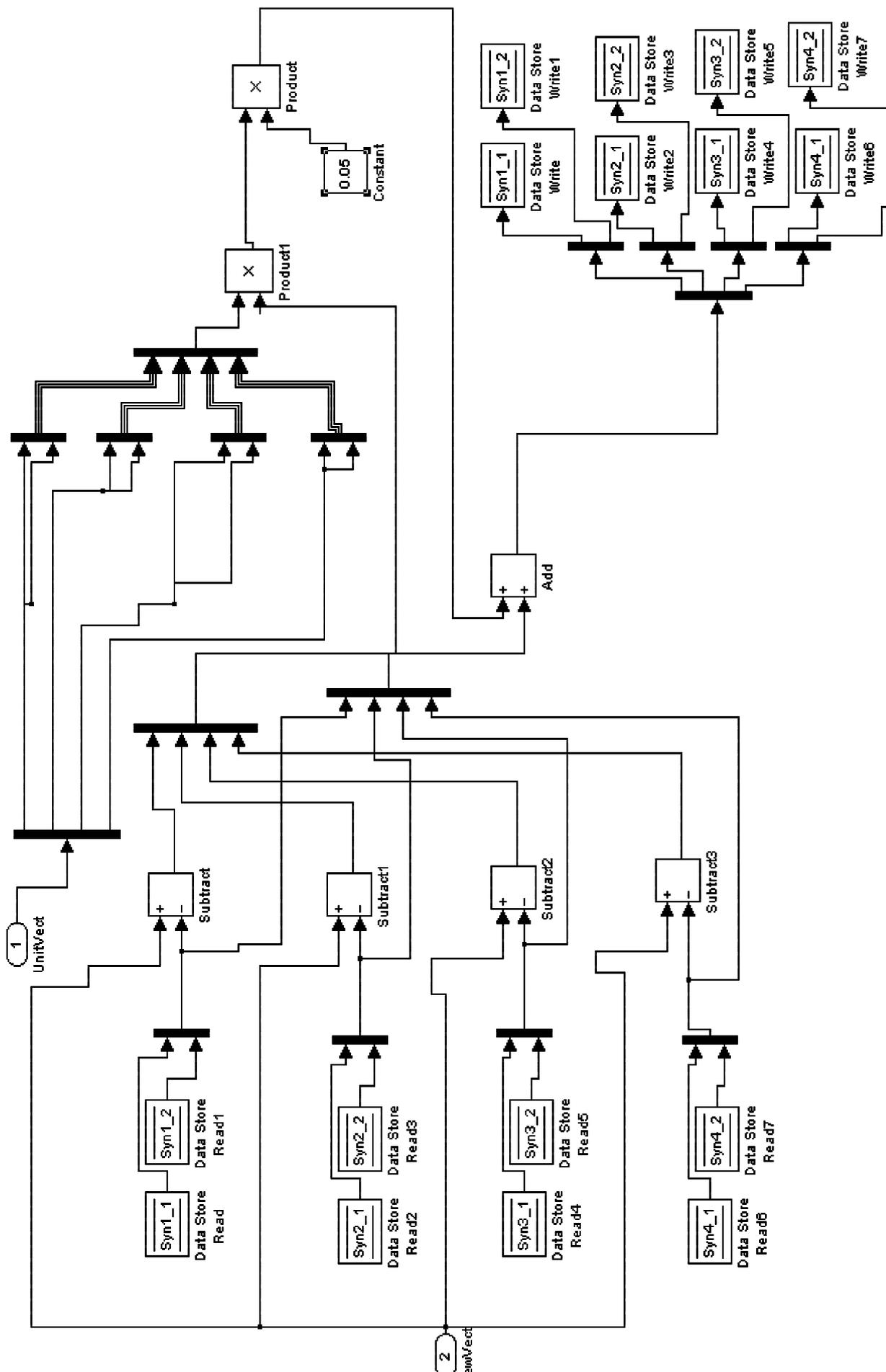


Рис. 2. Структура подсистемы обучения скрытого слоя нейронов Кохонена

зуется процесс, при котором один и тот же нейрон реагирует на один и тот же вход, т. е. происходит классификация слоя Кохонена.

Результаты испытаний нейросетевого контроллера системы управления процессом уплотнения асфальтобетонной смесью приведены ниже (рис. 3, 4).

При моделировании система управления оценила недостаточность текущей частоты трамбования и постепенно увеличила ее (см. рис. 4). После достижения показателей, близких к заданному значению K_y , регулирование осуществлялось в зависимости от неровностей микрорельефа основания.

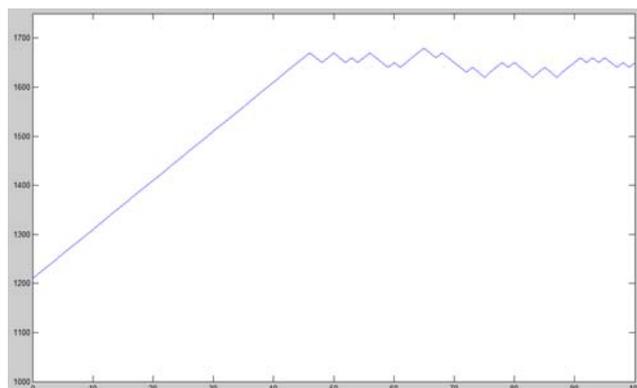


Рис. 3. Изменение частоты вращения привода трамбуемого бруса

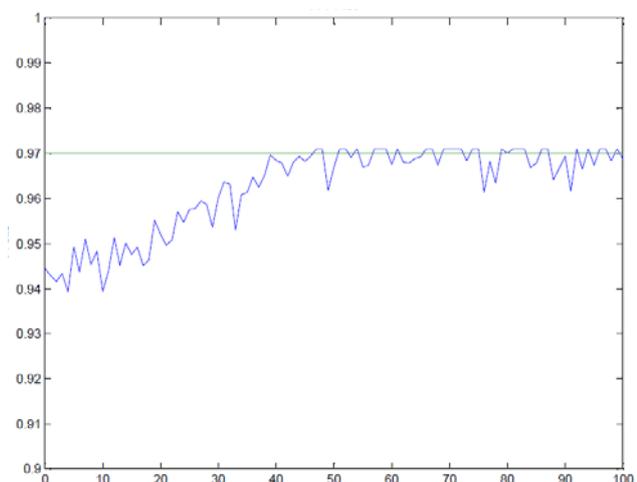


Рис. 4. Моделирование ожидаемого коэффициента уплотнения $K_y = 0,97$ во времени при работе системы управления с нейросетевым контроллером

Таким образом, рассматриваемый нейросетевой контроллер эффективно оптимизирует процесс уплотнения асфальтобетонной смеси, благодаря чему его можно рекомендовать для модернизации существующих систем автоматического управления.

Рабочий процесс укладки и уплотнения асфальтобетонной смеси из-за изменения ее характеристик во времени характеризуется нелинейными зависимостями и отсутствием возможности точного описания теоретическими математическими моделями. Формирование структуры системы автоматического управления процессами укладки и уплотнения возможно на основе методов искусственного интеллекта с использованием экспериментальных данных, полученных разными авторами.

В данной статье рассмотрен нейросетевой контроллер встречного распространения для САУ подсистемы уплотняющего рабочего органа асфальтоукладчика. Моделирование в системе MATLAB/Simulink показало, что разработанный контроллер может быть использован для моделирования и синтеза систем управления процессом уплотнения асфальтобетонной смеси.

Библиографические ссылки

1. Костельов М. П., Пахаренко Д. В., Бринкс З. К. Как правильно выбрать и настроить асфальтоукладчик [Электронный ресурс] // Дорожная техника-2007 : каталог-справочник. 2007. Вып. 70. URL: <http://www.mrmz.ru/article/index.htm>.
2. Прокопьев А. П., Емельянов Р. Т. Автоматизация процесса уплотнения асфальтоукладчика // Изв. вузов. Строительство. 2004. № 7. С. 82–84.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М. : Мир, 1992.
4. Дьяконов В. П. MATLAB 6.5 SP1/7 + Simulink 5/6 в математике и моделировании. М. : Солон-Пресс, 2005.
5. Дьяконов В. П., Круглов В. В. Математические пакеты расширения MATLAB : спец. справочник. СПб. : Питер, 2001.

R. T. Emelyanov, A. P. Prokopiev, E. S. Turisheva, P. A. Postoev

IMPLEMENTATION OF NEURAL NETWORK CONTROLLER FOR MANAGING ORGANIZATIONAL AND TECHNOLOGICAL COMPLEX

The article is devoted to the development of neural network controller control system compaction process of asphalt concrete. An implementation of the neural network controller in the software system MATLAB&Simulink and simulation results.

Keywords: control the compaction process, automatic control, neural networks.