

УДК 631.431.73+004.032.26

DOI 10.22314/2073-7599-2018-11-4-24-30

ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ОБОСНОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ХОДОВЫХ СИСТЕМ ТРАКТОРОВ

Кузьмин В.А.*;

Федоткин Р.С.,
канд. техн. наук;Крючков В.А.,
канд. техн. наук

Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ, 1-й Институтский проезд, 5, Москва, 109428, Российская Федерация, *e-mail: kuzmin.viktor92@mail.ru

Одним из важнейших качеств, определяющих компоновку ходовой системы машины на стадии проектирования, является уплотняющее воздействие на почву. Однако отечественные нормативы этого воздействия не отвечают в полной мере требованиям современного сельского хозяйства. Обоснована необходимость анализа ходовых систем тяговых и транспортных машин, а также рекомендаций по выбору параметров для вновь создаваемой или модернизируемой техники. Разработана база данных гусеничных сельскохозяйственных тракторов с учетом параметров: тягового класса, эксплуатационного веса, номинальной мощности двигателя, среднего давления на почву, площади контактной поверхности опорной ветви гусеницы. Машины были разделены на группы по странам-производителям: Европа/Северная Америка и РФ/СНГ. Построены основные графические зависимости для каждой из групп машин, а также сформированы соответствующие аналитические зависимости в интервалах с наибольшей концентрацией машин. Отметим, что с целью упрощения процедуры получения параметров уплотняющего воздействия тракторов на почву целесообразно использовать программный инструмент – искусственная нейронная сеть (или перцептрон). Установили, что для решения этой задачи необходимо применить многослойный перцептрон (MLP) – нейронная сеть прямого распространения сигналов (без обратной связи). Осуществить анализ параметров ходовых систем с учетом их уплотняющих воздействий на почву и рекомендовать выбор этих параметров для вновь создаваемых машин. Разработан программный код искусственной нейронной сети. На основе сформированной базы тракторов создана и протестирована искусственная нейронная сеть. Накопленная погрешность не превышает 5 процентов, что говорит о достоверности полученных в ходе расчета искусственной нейронной сети результатов и надежности инструмента. Показали, что, оперируя исходной информацией из массива заложенных в базу данных, можно определить недостающие данные с помощью разработанной искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: сельскохозяйственный трактор, ходовая система, резиноармированная гусеница, уплотняющее воздействие на почву, база данных сельскохозяйственных тракторов, искусственная нейронная сеть.

■ **Для цитирования:** Кузьмин В.А., Федоткин Р.С., Крючков В.А. Искусственная нейронная сеть для обоснования параметров ходовых систем тракторов / *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2017. №4. С.24-30

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPLYING FOR JUSTIFICATION OF TRACTORS UNDERCARRIAGES PARAMETERS

Kuz'min V.A.*;

Fedotkin R.S.,
Cand. Sci. (Eng.);Kryuchkov V.A.,
Cand. Sci. (Eng.)

Federal Scientific Agricultural Engineering Center VIM, 1-st Institutskiy proezd, 5, Moscow, 109428, Russian Federation, *e-mail: kuzmin.viktor92@mail.ru

One of the most important properties that determine undercarriage layout on design stage is the soil compaction effect. Existing domestic standards of undercarriages impact to soil do not meet modern agricultural requirements completely. The authors justify the need for analysis of traction and transportation machines travel systems and recommendations for these parameters applied to machines that are on design or modernization stage. The database of crawler agricultural tractors particularly in such parameters as traction class and basic operational weight, engine power rating, average ground pressure, square of track basic branch surface area was modeled. Meanwhile the considered machines were divided into two groups by producing countries: Europe/North America and Russian Federation/CIS. The main graphical dependences for every group of machines are plotted, and the conforming analytical dependences within the ranges with greatest concentration of machines are generated. To make the procedure of obtaining parameters of the soil panning by tractors



easier it is expedient to use the program tool – artificial neural network (or perceptron). It is necessary to apply to the solution of this task multilayered perceptron – neuron network of direct distribution of signals (without feedback). To carry out the analysis of parameters of running systems taking into account parameters of the soil panning by them and to recommend the choice of these parameters for newly created machines. The program code of artificial neural network is developed. On the basis of the created base of tractors the artificial neural network was created and tested. Accumulated error was not more than 5 percent. These data indicate the results accuracy and tool reliability. It is possible by operating initial design-data base and using the designed artificial neural network to define missing parameters.

Keywords: Agricultural tractor; Undercarriage; Rubber-reinforced track; Soil compaction effect; Agricultural tractor data base; Artificial neural network.

For citaton: Kuz'min V.A., Fedotkin R.S., Kryuchkov V.A. Artificial neural network applying for justification of tractors undercarriages parameters. *Sel'skokhozyaystvennyye mashiny i tekhnologii*. 2017; 4: 24-30. DOI 10.22314/2073-7599-2018-11-4-24-30. (In Russian)

Переуплотнение почвы снижает ее репродуктивные свойства и урожайность культур [1]. Уплотняющее воздействие на почву (УВП) необходимо учитывать при проектировании ходовой системы (ХС) гусеничных машин.

Существующая система стандартов (ГОСТ 26953-86, 26954-86, 26955-86) устарела в связи с изменившимися требованиями к энергонасыщенности и массово-габаритным характеристикам современных машин.

На сегодняшний день не существует единого критерия рациональных параметров ХС с учетом их УВП. Более того, отсутствует инструмент автоматического выбора указанных параметров, который необходим на стадии проработки и анализа общей компоновки вновь создаваемых или модернизируемых машин.

Цель работы – создание инструмента анализа параметров ходовых систем с учетом их уплотняющего воздействия на почву, конструктивных решений в тяговых и транспортных машинах, а также вывод рекомендаций по выбору критериев для вновь создаваемых или модернизируемых машин.

Материалы и методы. Для достижения указанной цели предполагается решение следующих задач:

- определение ключевых параметров ХС машин;
- создание базы данных (БД) параметров ХС машин;
- разработка программного кода искусственной нейронной сети (ИНС);
- интегрирование БД параметров ХС машин в ИНС (обучение);
- тестирование ИНС и сведение к минимуму накопленной погрешности;
- взаимная интеграция ИНС по колесным и гусеничным машинам.

В исследовании определены ключевые параметры конструкции ХС с учетом УВП гусеничных сельскохозяйственных тракторов зарубежного производства – общего назначения, универсальных и универсально-пропашных [2]. Разработана соответствующая БД и программный код ИНС. Проведены ин-

тегрирование БД в ИНС, тестирование последней. Сведена к минимуму накопленная погрешность.

Важно отметить, что практически все рассмотренные машины зарубежного производства оснащены резиноармированными гусеницами (РАГ), которые дополнительно снижают уровень УВП на 25-30% и увеличивают равномерность распределения давления под опорной ветвью на 28% [3, 4].

Собранные данные обобщены в табличную форму БД в *MS Access*.

Для создания ИНС использовали *CAM*-систему *MatLab*, в частности модуль *Neural Network Toolbox*.

Алгоритм работы ИНС включает: загрузку исходных данных из файла *data.mdb*, указание критериев обучения, предварительную обработку данных, настройку, описание архитектуры и параметров, инициализацию, цикл обучения, формирование итоговых весов и смещений, тестовое прогнозирование, оценку ошибок прогнозирования.

Для обучения ИНС использовали разработанную и описанную выше БД, включающую в себя около 100 машин.

Результаты и обсуждение. Существующие в настоящее время БД сельскохозяйственных тракторов носят информационно-поисковый характер и служат цели поддержки принятия решения по подбору отечественной и зарубежной техники для поддержания эффективности машинно-тракторного парка, то есть позволяют подобрать необходимые машины под нужды определенного сельхозпредприятия или заказчика по заявленным техническим характеристикам [5-7].

Мы разработали специализированную пополняемую БД гусеничных сельскохозяйственных тракторов отечественного и зарубежного производства, содержащую параметры ХС, необходимые для оценки их УВП.

В дальнейшем в БД предполагается дополнительно учесть также количество и схему расположения опорных катков, расстояние между ними,

тип системы подрессоривания и другие параметры, влияющие на эпюру распределения давления под опорными ветвями гусениц.

В результате анализа параметров УВП в БД гусеничных сельскохозяйственных тракторов определены основные графические зависимости среднего давления на почву от отношения эксплуатационного веса к эффективной мощности $q_{cp}(G_g/N_e)$, площади контакта поверхности от величины среднего давления $S_{ovz}(q_{cp})$ и соответствующие им аналитические зависимости (рис. 1).

Более значимыми на первый взгляд кажутся зависимости длины и ширины контактной поверхности опорной ветви гусеницы от среднего давления на почву $l_{ovz}(q_{cp})$ и $b_{ovz}(q_{cp})$, однако данные параметры являются многокритериальными, то есть находятся в определенной зависимости не только от уплотняющего воздействия машины на почву. Особенно это характерно для длины l_{ovz} контактной поверхности опорной ветви гусеницы, которая определяется в том числе назначением машины и видом выполняемых ею технологических операций, поворачиваемостью, плавностью хода, продольной устойчивостью, навесоспособностью и т.д.

Представленные на рисунке 1 кривые и соответствующие им аналитические зависимости отражают усредненные зависимости q_{cp} от G_g/N_e для тракторов различного производства. Причем для тракторов производства стран Европы и Северной Америки зависимость справедлива только в зоне наибольшей концентрации моделей тракторов, то есть в диапазоне $G_g/N_e = 0,52-0,74$ кН/кВт.

Для представленных графиков примечательно, что машины производства стран Европы и Северной Америки при меньшем (в среднем на 10 кПа), по сравнению с машинами производства РФ и стран СНГ, среднем давлении q_{cp} на почву имеют также меньшую площадь контактной поверхности опорной ветви S_{ovz} гусениц.

Значения q_{cp} при построении зависимостей определены без учета коэффициента заполнения проекции контакта гусеницы с почвой и приращения шага к длине опорной ветви гусеницы (в отличие от предписанного ГОСТ 26953-86) по формуле: $q_{cp} = G_g / (2l_{ovz} b_{ovz})$.

Расчет выполнен подобным образом для укрупненной оценки показателей УВП различных машин, что на этапе разработки общей компоновки ХС машины вполне достаточно.

Впоследствии в БД гусеничных сельскохозяйственных тракторов будут учтены не только уплотняющее воздействие на почву U , но и максимальное давление на нее q_{max} , коэффициент размера и формы опорной поверхности движителя ω , коэффициент неравномерности распределения давления по опорной поверхности ζ , отношение рассто-

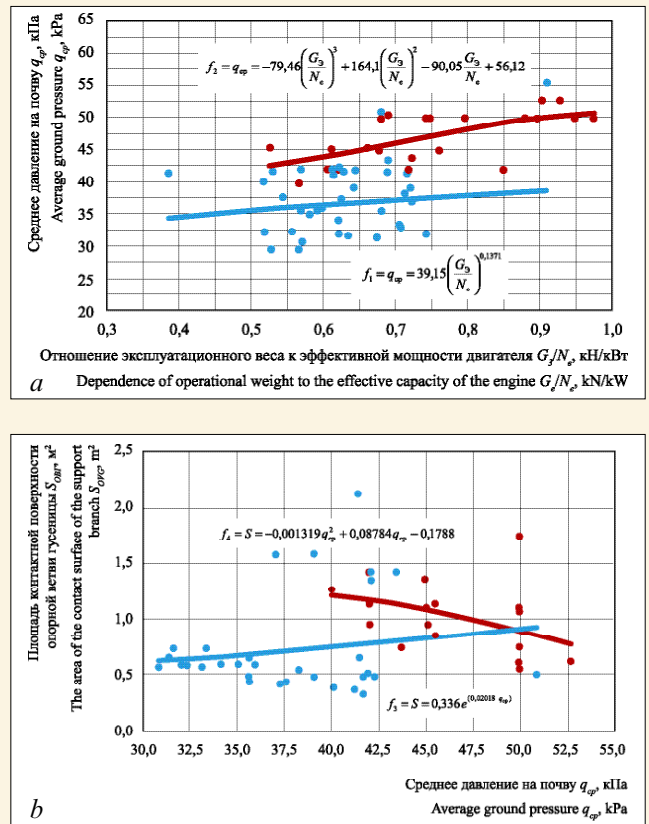


Рис. 1. Графические зависимости параметров УВП для гусеничных сельскохозяйственных тракторов различного производства:

a – зависимость среднего давления на почву q_{cp} от отношения G_g/N_e ; *b* – зависимость площади контактной поверхности опорной ветви гусеницы S_{ovz} от среднего давления на почву q_{cp} ; G_g – эксплуатационный вес машины, кН; N_e – номинальная мощность двигателя, кВт; n_i и m_i – соотношения параметров q_{cp} и G_g/N_e для трактора производства стран Европы/Северной Америки и РФ/СНГ соответственно; k_i и l_i – соотношения параметров S_{ovz} и q_{cp} для трактора производства стран Европы/Северной Америки и РФ/СНГ соответственно; f_1 и f_2 – усредненные зависимости q_{cp} от G_g/N_e для тракторов производства стран Европы/Северной Америки и РФ/СНГ соответственно; f_3 и f_4 – усредненные зависимости S_{ovz} от q_{cp} для тракторов производства стран Европы/Северной Америки и РФ/СНГ соответственно

Fig. 1. Graphic depending soil compaction effect parameters tracked agricultural tractors of various production:

a – dependence of the average ground pressure q_{cp} on the ratio G_g/N_e ; *b* – dependence of the contact surface of the support branches caterpillars S_{ovz} on the average ground pressure q_{cp} ; G_g – operating weight of the machine, kN; N_e – engine power rating, kW; n_i and m_i – q_{cp} -to- G_g/N_e relation for tractors produced in Europe/North America and Russia/CIS respectively; k_i and l_i – S_{ovz} -to- q_{cp} relation for tractors produced in Europe/North America and Russia/CIS respectively; f_1 and f_2 – average G_g/N_e -to- q_{cp} relation for tractors produced in Europe/North America and Russia/CIS respectively; f_3 and f_4 – average q_{cp} -to- S_{ovz} relation for tractors produced in Europe/North America and Russia/CIS respectively



яния между катками к шагу гусеницы и другие параметры, описанные подробно в работах [1, 8, 9].

Зная соотношение G_3/N_e какого-либо трактора, можно определить параметры УВП, q_{cp} и $S_{овз}$ для аналогичных моделей тракторов зарубежного и отечественного производства на стадии проектирования новых или модернизации существующих ХС.

Полученные аналитические зависимости позволяют определить усредненные значения указанных параметров, причем в диапазоне, ограниченном максимальной концентрацией моделей машин.

С целью упрощения процедуры получения параметров УВП для тракторов различного производства целесообразно использовать программный инструмент, который позволит осуществить их анализ и выбор, в том числе с учетом требуемых на стадии проектирования вариативных условий.

В качестве инструмента может быть использован любой современный язык программирования или САМ-система. Однако наиболее подходящим инструментом для решения подобных задач является ИНС. Простейшая ИНС (или перцептрон) – математическая модель, ее программно-аппаратное воплощение, построенное по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Каждый узел (нейрон) обладает активационной функцией, ответственной за вычисление сигнала на выходе [10, 11].

Однослойный перцептрон (перцептрон Розенблатта) – однослойная нейронная сеть, все нейроны которой имеют жесткую пороговую функцию активации [12]. Однослойный перцептрон имеет простой алгоритм обучения и способен решать лишь самые простые задачи. Эта модель вызвала большой интерес в начале 1960-х годов и стала толчком к развитию искусственных нейронных сетей.

Классический пример такой нейронной сети – однослойный трехнейронный перцептрон (рис. 2а).

Эта сеть имеет n входов, на которые поступают сигналы, идущие по синапсам на 3 нейрона. Нейроны образуют единственный слой данной сети и выдают три выходных сигнала.

Однако для решения нашей задачи требуется немного усложненная сеть, например многослойный перцептрон (MLP) – нейронная сеть прямого распространения сигнала (без обратных связей), в которой входной сигнал преобразуется в выходной, проходя последовательно через несколько слоев.

Первый из таких слоев называют входным, последний – выходным. Эти слои содержат так называемые вырожденные нейроны и иногда в количестве слоев не учитываются. Кроме входного и выходного слоев, в многослойном перцептронне есть один или несколько промежуточных слоев, которые называют скрытыми.

Пример двухслойного перцептрона представлен

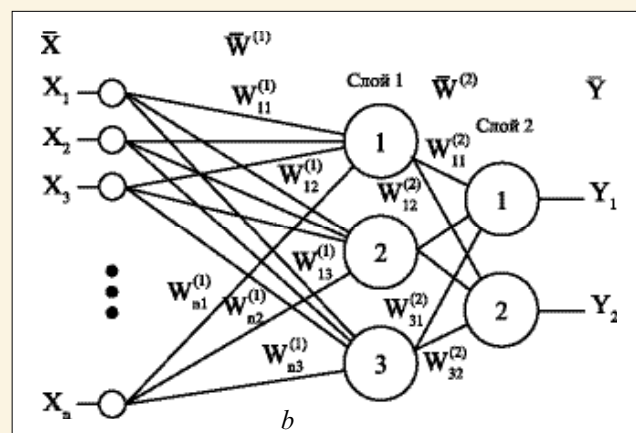
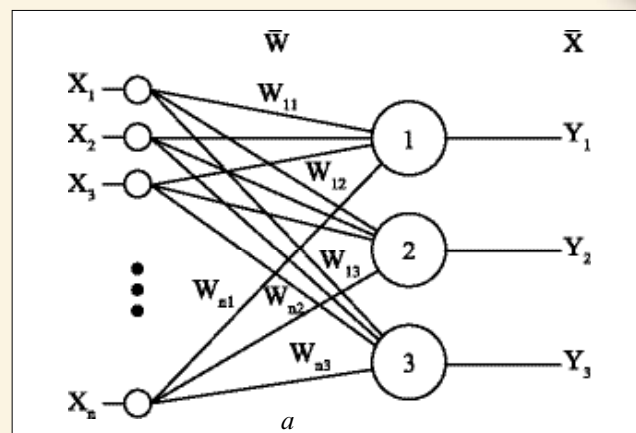


Рис. 2. Перцептроны: а – однослойный трехнейронный; б – двухслойный

Fig. 2. Perceptrons: a – single-layer three-neuron; b – dual-layer

на рисунке 2б. Сеть имеет n входов. На них поступают сигналы, идущие далее по синапсам на 3 нейрона, которые образуют первый слой. Выходные сигналы первого слоя передаются двум нейронам второго слоя. Последние, в свою очередь, выдают два выходных сигнала [12].

В нашем случае используется метод обратного распространения ошибки (Back propagation, *backprop*) – алгоритм обучения многослойных перцептронов, основанный на вычислении градиента функции ошибок. В процессе обучения веса нейронов каждого слоя нейросети корректируются с учетом сигналов, поступивших с предыдущего слоя, и невязки каждого слоя, которая вычисляется рекурсивно в обратном направлении от последнего слоя к первому.

Существует множество примеров применения ИНС на практике [13-16]. Например, металлургические компании Hebei Iron & Steel Group, Nippon Steel, Sumitomo Metal Industries и другие задействуют ИНС в процессах выплавки вторичных металлов из лома, что позволяет, контролируя химсостав сырья, долю добавляемых при плавлении солей, время и температуру плавки, прогнозировать химсостав металла на выходе, а также добиваться минимизации доли шлака, управляя вращением печи и процессом

слива расплава. То есть ИНС позволяет решать и задачи прогнозно-оптимизирующего характера.

Типовая схема работы ИНС, приведенная к рассматриваемому частному случаю, представлена на рисунке 3.

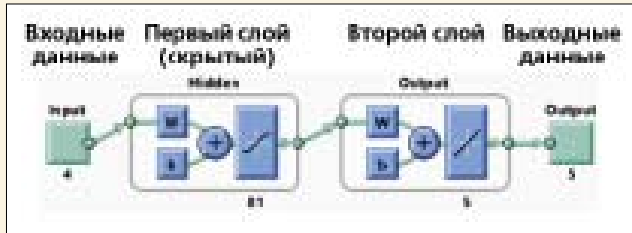


Рис. 3. Типовая схема работы ИНС

Fig. 3. Typical scheme of artificial neural network

На входе подаются 4 значения, например тяговый класс трактора, тип движителя, среднее давление на почву, эксплуатационный вес, а на выходе получается 5 значений, например ширина и длина опорной ветви гусеницы, тип обвода, высота протектора почвозацепа и давление на почву.

Для проверки работоспособности разработанной ИНС в качестве исходных приняты параметры тракторов тягового класса 2-3 и предполагаемое значение среднего давления на почву 40-50 кПа. Графические результаты расчета выходных параметров с помощью разработанной ИНС представлены на рисунке 4.

Графики получены путем ИНС-анализа БД тракторов тягового класса 2-3 при среднем давлении на почву 40-50 кПа, построения кривой в соответствующем интервале значений эксплуатационного веса 27-74 кН и аппроксимации кривой в заданном интервале значений эксплуатационного веса.

Разработанная ИНС имеет два слоя. В первом слое в качестве целевой выбрана функция гиперболического тангенса (прим.: функция в *MatLab* запис «net.layers{1}.transferFcn='tansig'») как наиболее точная и создан 81 искусственный нейрон, каждый из которых соответствует переменной в целевом уравнении и умножается на коэффициент аппроксимации. Во втором слое по умолчанию выбрана линейная функция активации, а количество искусственных нейронов соответствует количеству выходных данных. На этапе обучения каждой переменной придается соответствующий коэффициент аппроксимации, в результате образуется целевая функция, которая сравнивается с тестовым (эталонным) множеством. При этом на каждом шаге обучения коэффициенты аппроксимации нейронов меняются, меняется и целевая функция, которая далее повторно сравнивается с измененной тестовой функцией.

На рисунке 5 представлены зависимости среднеквадратического отклонения от шагов обучения ИНС для значений среднего давления 40 и 50 кПа.

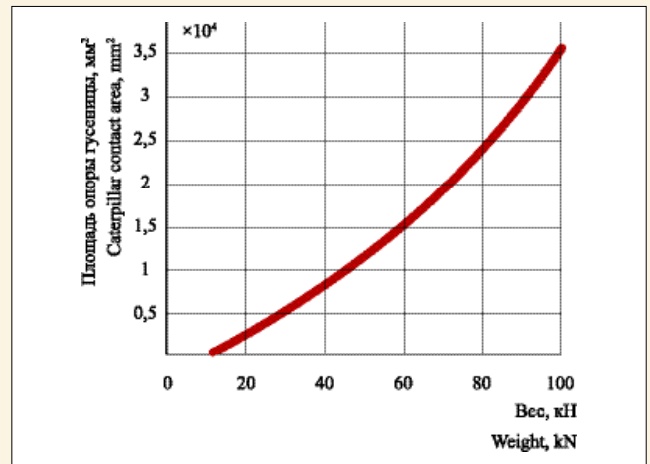


Рис. 4. Зависимость площади контактной поверхности гусеницы от эксплуатационного веса машины при значениях среднего давления на почву: 40-50 кПа

Fig. 4. Graphic dependence of contact surface area of tracks on the operating weight of the machine at average ground pressure: 40-50 kPa

На графиках видно, что на втором шаге обучения отклонение между кривыми наименьшее. Это говорит о достоверности целевой функции и полученных в ходе расчета результатов. Ошибка в данном расчетном примере составила менее 5%, что находится в пределах инженерной погрешности.

При этом результат, выдаваемый ИНС, с каждым шагом обучения будет иным, потому что каждый шаг обучения изменяет коэффициенты аппроксимирующей функции. Важно понимать, что оптимальным значением шагов ИНС с точки зрения максимальной достоверности следует считать такое, при котором среднеквадратическое отклонение целевой функции с количеством нейронов 80-100 находится в пределах 2-10%, иначе зачастую возникает эффект «переобучения» нейронной сети [12].

Выводы. Разработана БД гусеничных сельскохозяйственных тракторов общего назначения (универсальных и универсально-пропашных) производства стран Европы/Северной Америки и РФ/СНГ в части параметров УВП: тяговый класс и эксплуатационный вес трактора, номинальная мощность двигателя, среднее давление на почву, площадь, длина и ширина контактной поверхности опорной ветви гусеницы. БД насчитывает около 100 машин. Определены основные графические и усредненные аналитические зависимости q_{cp} (G_0/N_e) и $S_{овз}$ (q_{cp}), позволяющие вычислить параметры УВП (q_{cp} и $S_{овз}$) машины по соотношению G_0/N_e для аналогичных моделей отечественного и зарубежного производства.

Значение среднего давления на почву тракторов производства стран Европы/Северной Америки составляет около 40 кПа при меньших площадях контактных поверхностей, что в среднем на 10 кПа ниже, чем у тракторов производства РФ/СНГ. Разра-

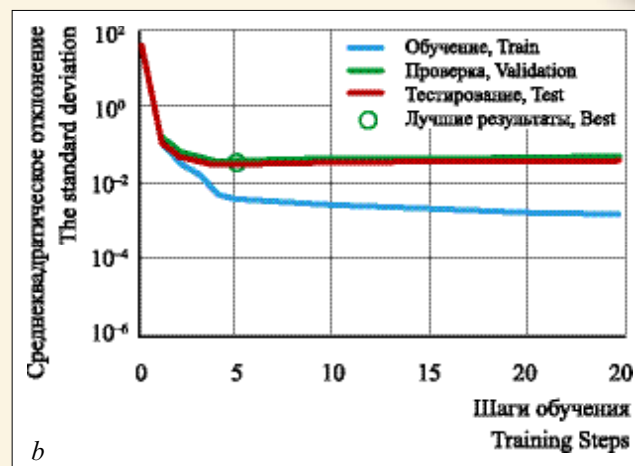
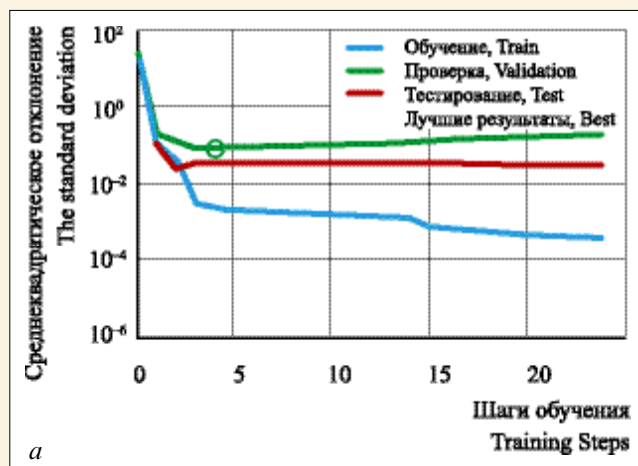


Рис. 5. Зависимость среднеквадратического отклонения от шага обучения при среднем давлении на почву:

a – 40 кПа; b – 50 кПа

Fig. 5. Dependence of the standard deviation on the learning step at average ground pressure:

a – 40 kPa; b – 50 kPa

ботан программный код искусственной нейронной сети (ИНС), проведены интегрирование в нее БД гусеничных сельскохозяйственных тракторов и тестирование ИНС и БД. Накопленная погрешность сведена к минимуму – до 5%, что говорит о достоверности полученных в ходе расчета ИНС результатов и надежности разработанного инструмента. Он позволяет осуществить анализ параметров ХС с учетом их УВП, конструктивных параметров тяговых и транспортных машин, а также предоставить рекомендации по выбору этих параметров для вновь создаваемых или модернизируемых машин.

Оперируя исходными данными из массива, заложенными в БД, ИНС определяет недостающие данные. При этом построение графических зависимостей проводят для имеющихся в БД интервалов значений отдельных параметров, затем аппроксимируют их до искомым значений. Пополнение БД путем добавления других гусеничных и колесных тяговых и транспортных машин, а также дополнительных параметров УВП (схемы расположения опорных катков, системы подрессоривания и др.) позволит уточнить выходные значения параметров и расширить спектр применения ИНС в целом.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Русанов В.А. Проблема переуплотнения почв движителями и эффективные пути ее решения. М.: ВИМ, 1998. 368 с.
2. Шарипов В.М. Конструирование и расчет тракторов. М.: Машиностроение, 2009. 752 с.
3. Ревенко В.Ю., Купрюнин Д.Г., Бейненсон В.Д., Федоткин Р.С., Белый И.Ф., Веселов Н.Б., Зверев Н.В. Оценка воздействий на почву трактора ВТ-150 с различными типами гусеничных движителей // Тракторы и сельхозмашины. 2014. №9. С. 30-33.
4. Купрюнин Д.Г., Щельцын Н.А., Бейненсон В.Д., Федоткин Р.С., Белый И.Ф., Ревенко В.Ю. Экспериментальное исследование сравнительных показателей гусеничных движителей сельскохозяйственных тракторов // Известия МГТУ, МАМИ. 2016. №3(29). С. 16-24.
5. Лапченко Е.А., Боброва Т.Н., Колпакова Л.А. Поисковая база данных «Тракторы» и ее использование в растениеводстве // Вестник НГАУ. 2013. №4(29). С. 113-116.
6. Альт В.В., Исакова С.П., Лапченко Е.А. Информационные системы поиска рациональных решений при формировании машинно-тракторного парка сельскохозяйственных предприятий // Аграрная наука – сельскохозяйственному производству Сибири, Монголии, Ка-

7. Свидетельство № 2016620469 РФ. Шевцов В.Г., Лавров А.В., Годжаев З.А., Сизов О.А., Гурылев Г.С., Зубина В.А., Беликова Р.Р. Баланс питательных веществ в почвах и техническое обеспечение технологических процессов внесения удобрений в сельскохозяйственных организациях России за период 1990-2014 гг. // Свидетельство о государственной регистрации базы данных №2016620782. 2016.
8. Измайлов А.Ю., Кряжков В.М., Антышев Н.М., Елизаров В.П., Келлер Н.Д., Лобачевский Я.П., Сорокин Н.Т., Гурылев Г.С., Савельев Г.С., Сизов О.А., Шевцов В.Г., Буклагин Д.С., Гольятин В.Я., Лачуга Ю.Ф. Концепция модернизации парка сельскохозяйственных тракторов России на период до 2020 года. М.: ВИМ, 2013. 84 с.
9. Измайлов А.Ю., Лобачевский Я.П., Сизов О.А. Перспективные пути применения энерго- и экологически эффективных машинных технологий и технических средств // Сельскохозяйственные машины и технологии. 2013. №4. С. 8-11.

10. Что такое ИНС и зачем они нужны? // Учебник по нейронным сетям. URL: <http://euralnnet.info/> (Дата обращения: 22.05.2017).

11. Тадеусевич Р., Боровик Б., Гончаж Т., Леппер Б. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ. М.: Горячая линия-Телеком, 2011. 410 с.

12. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics. Washington D.C.: Spartan Press. 1961: 245-248.

13. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.

Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая Линия-Телеком, 2007. 384 с.

14. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. М.: Вильямс, 2016. 1104 с.

15. Mohamad H. Hassoun Fundamentals of Artificial Neural Networks. London: The MIT Press Cambridge, 1995: 501.

16. Лоренц В.А., Гавриков В.Л., Хлебопрос Р.Г. Влияние числа нейронов сети на ее обучение и точность прогноза // Вестник СибГАУ. 2013. N1 (47). С. 56-59.

REFERENCES

1. Rusanov V.A. Problema pereuplotneniya pochv dvizhatelyami i effektivnye puti ee resheniya [Problem of soil compaction by propellers and efficient ways to solve it]. Moscow: VIM, 1998: 368. (In Russian)

2. Sharipov V.M. Konstruirovaniye i raschet traktorov [Design and calculation of tractors]. Moscow: Mashinostroeniye, 2009: 752. (In Russian)

3. Revenko V.Yu., Kupryunin D.G., Beynenson V.D., Fedotkin R.S., Belyy I.F., Veselov N.B., Zverev N.V. Estimation of soil compaction by BT-150 tractor equipped with different types of caterpillars. *Traktory i sel'khoz mashiny*. 2014; 9: 30-33. (In Russian)

4. Kupryunin D.G., Shchel'tsyn N.A., Beynenson V.D., Fedotkin R.S., Belyy I.F., Revenko V.Yu. Experimental study of comparative indicators tracked propulsion of agricultural tractors. *Izvestiya MGTU, MAMI*. 2016; 3(29): 16-24. (In Russian)

5. Lapchenko E.A., Bobrova T.N., Kolpakova L.A. Search Database «Tractors» and its use in crop production. *Vestnik NGAU*. 2013; 4(29): 113-116. (In Russian)

6. Al't V.V., Isakova S.P., Lapchenko E.A. Information rational decisions search system in the formation of machine and tractor fleet of agricultural enterprises. *Agrarnaya nauka – sel'skokhozyaystvennomu proizvodstvu Sibiri, Mongolii, Kazakhstana i Bolgarii*: Materialy mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii (Krasnoyarsk, 25-28 July 2011). Krasnoyarsk: KGAU, 2011. Ch. 2: 225-230. (In Russian)

7. Svidetel'stvo No 2016620469 RF. Shevtsov V.G., Lavrov A.V., Godzhaev Z.A., Sizov O.A., Gurylev G.S., Zubina V.A., Belikova R.R. Balans pitatel'nykh veshchestv v pochvakh i tekhnicheskoe obespecheniye tekhnologicheskikh protsessov vneseniya udobreniy v sel'skokhozyaystvennykh organizatsiyakh Rossii za period 1990-2014 gg. [The balance of nutrients in the soil and logistics processes applying fertilizers in agricultural organizations of Russia for the period 1990-2014]. Svidetel'stvo o gosudarstvennoy registratsii bazy dannykh No 2016620782. 2016. (In Russian)

8. Izmaylov A.Yu., Kryazhkov V.M., Antyshev N.M., Elizarov V.P., Keller N.D., Lobachevskiy Ya.P., Sorokin N.T., Gurylev G.S., Savelev G.S., Sizov O.A., Shevtsov V.G., Buklagin D.S., Gol'tyapin V.Ya., Lachuga Yu.F. Kontseptsiya modernizatsii parka sel'skokhozyaystvennykh traktorov Rossii na period do 2020 goda [Concept of modernization of agricultural tractors fleet in Russia for the period until 2020]. Moscow: VIM, 2013: 84. (In Russian)

9. Izmaylov A.Yu., Lobachevskiy Ya.P., Sizov O.A. [Long-term ways of use of energy and environmentally efficient machine technologies and techniques. *Sel'skokhozyaystvennyye mashiny i tekhnologii*. 2013; 4: 8-11. (In Russian)

10. Chto takoe INS i zacheh oni nuzhny? [What mean artificial neural networks and why they are necessary? Neural networks textbook. URL: <http://euralnnet.info/> (Accessed 22.05.2017). (In Russian)

11. Tadeusevich R., Borovik B., Gonchazh T., Lepper B. Elementarnoe vvedeniye v tekhnologiyu neyronnykh setey s primerami programm [Elementary introduction to neural networks technology with examples of programs]. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2011: 410. (In Russian)

12. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics. Washington D.C.: Spartan Press. 1961: 245-248. (In English)

13. Rutkovskaya D., Pili'nskiy M., Rutkovskiy L. Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. Moscow: Goryachaya Liniya-Telekom, 2007: 384. (In Russian)

14. Khaykin S. Neyronnye seti: Polnyy kurs [Neural Networks: A full course]. Moscow: Vil'yams, 2016: 1104. (In Russian)

15. Mohamad H. Hassoun Fundamentals of Artificial Neural Networks. London: The MIT Press Cambridge, 1995: 501. (In English)

16. Lorents V.A., Gavrikov V.L., Khlebopros R.G. Impact of number the of neurons in network on its training and prediction accuracy. *Vestnik SibGAU*. 2013; 1 (47): 56-59. (In Russian)

Критерии авторства. Все авторы несут ответственность за представленные в статье сведения и плагиат.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution. The authors are responsible for information and plagiarism avoiding.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.