УДК 519.85:338.436.33

doi: 10.30766/2072-9081.2019.20.1.84-91

Цифровизация машинной технологии уборки лука искусственными нейронными сетями*

© 2019. А.В. Сибирёв, А.С. Дорохов, А.Г. Аксенов

ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», г. Москва,
Российская Федерация

Решение задачи прогнозирования качественных показателей работы машины для уборки лука осуществляли с использованием методологии системного анализа и синтеза, физического моделирования, основанных на теории искусственных нейронных сетей. Анализ математической модели процесса работы машины для уборки лука позволяет констатировать, что повышение качественных показателей уборки лука возможно обеспечить оптимальным соотношением внутренних нерегулируемых параметров отдельных рабочих органов. Изменение же технологических параметров средств механизации уборки лука в установленных конструкцией пределах не обеспечивает соблюдения агро-технических требований. Модель оценки качественных показателей работы функционирующих элементов машины для уборки лука на основе теории искусственных нейронных сетей позволяет прогнозировать качественные показатели работы на основании большого числа внешних воздействий X, оказывающих определяющее влияние на процесс уборки. Теория искусственных нейронных сетей позволяет обеспечить описание технологического процесса работы машины для уборки лука, ее отдельных функционирующих элементов, а также прогнозировать и оценивать качественные показатели работы как отдельных функционирующих элементов, так и машины в целом.

Ключевые слова: моделирование, динамическая система, математическая модель, качественные показатели

Для цитирования: Сибирёв А.В., Дорохов А.С., Аксенов А.Г. Цифровизация машинной технологии уборки лука искусственными нейронными сетями. Аграрная наука Евро-Северо-Востока. 2019; 20(1):84-91. DOI: 10.30766/2072-9081.20.1.84-91.

Digital transformation of machine technology for onion harvesting using the theory of artificial neural networks

© 2019. A.V. Sibiriev, A.S. Dorokhov, A.G. Aksenov

Federal State Budgetary Scientific Institution «Federal Scientific Agroengineering Center
VIM», Moscow, Russian Federation

The problem of forecasting the qualitative indicators of onion harvesters was solved using the methodologies of the system analysis and synthesis, physical modeling, based on the theory of artificial neural networks. Analysis of the mathematical model of the working process of onion harvesting machine showed that the increase in the quality indicators of onion harvesting can be ensured by the optimal ratio of internal unregulated parameters of separate executive devices. A change in the process parameters of mechanical means for onion harvesting within design limits does not ensure keeping to agrotechnical requirements. This neural network model for the assessment of quality indicators of functioning elements of the machine for harvesting onion set allows to predict the quality performance indicators on the basis of a large number of external impacts X, affecting the harvesting process. The theory of artificial neural networks allows to describe the technological working process of the machine for harvesting onion set, its individual functioning elements, to predict and evaluate the quality performance indicators both of separate executive devices and the entire machine.

Key words: modeling, dynamic system, mathematical model, qualitative indicators

For citation: Sibiriev A.V., Dorokhov A.S., Aksenov A.G. Digital transformation of machine technology for onion harvesting using the theory of artificial neural networks. *Agrarnaya nauka Evro-Severo-Vostoka = Agricultural Science Euro-North-East*. 2019; 20(1):84-91. (In Russ.). DOI: 10.30766/2072-9081.2019.20.1.84-91.

В настоящее время для проектирования и оценки эффективности функционирования динамических систем наиболее распространенным методом является системный анализ. Применительно к вопросам разра-

ботки динамических систем традиционно используются: концептуальное, физическое, структурно-функциональное, математическое (логико-математическое), имитационное моделирование [1, 2, 3].

* Работа выполнена при государственной поддержке молодых российских ученых – кандидатов наук МК – 4002.2018.8.

Опубликована по материалам доклада на Международной научной конференции «Энергосберегающие агротехнологии и техника для северного земледелия и животноводства» (г. Киров, 2018 г.).

Моделирование динамических систем на основе системного подхода сводится к построению модели, основанной на принципе «черного ящика» [4]. Данные модели не раскрывают механизм явлений и поэтому могут использоваться лишь для рассмотрения конкретного процесса на реальной машине, а отсюда – недостаточно эффективны для углублённых исследований на уровне подсистем и поиска новых конструктивных решений^{1,2}.

В связи с этим необходима разработка математической модели рабочего процесса уборки лука, которая может быть использована в системе мониторинга качественных показателей работы машин, как для уборки, так и для и послеуборочной обработки лука и других корнеплодов.

Цель исследования – разработать математическую модель технологического процесса работы машины для уборки лука-севка, позволяющую прогнозировать качественные показатели процесса уборки лука-севка на основании факторов возмущения внешней среды.

Моделирование машинной технологии уборки лука искусственными нейронными сетями является новым подходом в исследовании технологических процессов сельскохозяйственных машин.

Материал и методы. Нейронные сети имеют преимущество перед рассмотренными традиционными методами моделирования динамических систем исходя из того, что точное описание всех имеющихся взаимосвязей невозможно, но выделяется некоторый набор показателей, характеризующих исследуемое явление. В отсутствие четкой концептуальной модели применение регрессионных методов не представляется возможным [5, 6, 7].

В машинах переходный процесс возникает при пуске и остановке, переходе с одного режима на другой, а также при сбросе или увеличении полезной нагрузки [8, 9, 10, 11]. Искусственная нейронная сеть осуществляет преобразование вектора входных сигналов (воздействий X) в вектор выходных Y . Искусственный нейрон имитирует в первом при-

ближении свойства природной нервной клетки мозга [5, 6].

Известно, что любая естественная или искусственная система, в которой есть начальное состояние (входное сообщение сигнал) $X(t)$ и конечное (выходное сообщение) $Y(t)$, является классическим представлением о процессах работы машин [12, 13], что и подтверждает обобщенная схема искусственного нейрона¹ [1, 4].

Для наиболее точной оценки качественных показателей работы технических средств в качестве параметров каждого вектора необходимо учитывать факторы возмущения внешней среды (X), состояния рабочих органов (Z) и факторы, обусловленные оптимальным режимом работы (U) [13].

В связи с тем, что качественные показатели технологического процесса работы технических средств для возделывания и уборки лука оцениваются не только лишь одним показателем работы, а минимум двумя или даже тремя, то изучаемая нами динамическая система (посевная машина, уборочный комбайн) является частным случаем искусственной нейронной сети Кохонена.

Входными аргументами для подобной нейронной сети являются векторы, числовые параметры которых характеризуют физико-механические свойства лука и состояние внешней среды, следовательно, каждый отдельный вектор – это набор факторов возмущения внешней среды (X).

Машина для уборки лука (рис. 1) в зависимости от вида убираемой культуры в большинстве своем состоит из следующих основных функционирующих элементов различного исполнения [7]: подкапывающего рабочего органа (П), рабочего органа первичной сепарации (УП), а также рабочего органа, интенсифицирующего процесс сепарации убираемой продукции от крупных почвенных комков (УК), кроме того, в современных конструкциях уборочных машин предусмотрены устройства вторичной сепарации корнеплодов от соизмеримых с ними почвенных комков и выгрузного транспортера /валкоукладывающего устройства (УТ).

¹Бобков С.П., Бытнев Д.О. Моделирование систем: учеб. пособие. Иван. гос. хим-технол. ун-т. Иваново, 2008. 156 с.

²Барский А.Б. Логические нейронные сети: учеб. пособие. М.: Бином, 2012. 352 с.

Рис. 1. Функциональная схема машины для уборки лука выкапывающего типа для однофазной уборки или первой фазы уборки в виде многослойной нейронной сети: P_1, P_2, P_n – разновидность исполнения подкапывающего рабочего органа; UP_1, UP_2, UP_n – разновидность исполнения рабочего органа первичной сепарации; UK_1, UK_2, UK_n – разновидность исполнения рабочего органа первичной сепарации с интенсификатором; UB_1, UB_2, UB_n – разновидность исполнения рабочего органа вторичной сепарации; UT_1, UT_2, UT_n – разновидность исполнения валкоукладывающего устройства или выгрузного транспортера; X_1, X_2 и X_n – вход искусственного нейрона; $U_n, U_{pn}, U_{uk}, U_{ub}$ и U_{ut} – функции управляющего воздействия подкапывающего рабочего органа, рабочих органов первичной сепарации, первичной сепарации с интенсификатором сепарации, вторичной сепарации и валкоукладывающего устройства; $Z_n, Z_{pn}, Z_{uk}, Z_{ub}$ и Z_{ut} – функции состояния функционирующего элемента подкапывающего рабочего органа, рабочего органа первичной сепарации, рабочих органов первичной сепарации, первичной сепарации с интенсификатором сепарации, вторичной сепарации и валкоукладывающего устройства; $Y_n, Y_{pn}, Y_{uk}, Y_{ub}$ и Y_{ut} – результирующие параметры подкапывающего рабочего органа, рабочих органов первичной сепарации, первичной сепарации с интенсификатором сепарации, вторичной сепарации и валкоукладывающего устройства

Fig. 1. Functional diagram of the machine for harvesting root crops and onions of digging type for single-phase harvesting or the first phase of harvesting as a multilayer neural network: P_1, P_2, P_n – design type of an undercutting executive device; UP_1, UP_2, UP_n – design type of an initial separation executive device; UK_1, UK_2, UK_n – design type of an initial separation executive device with an intensifier; UB_1, UB_2, UB_n – design type of a secondary separation executive device; UT_1, UT_2, UT_n – design type of a swathing device or an unloading conveyor; X_1, X_2 and X_n – artificial neuron input; $U_n, U_{pn}, U_{uk}, U_{ub}$ and U_{ut} – control action functions for the undercutting executive device, initial separation executive device, initial separation executive device with a separation intensifier, secondary separation executive device and swathing device; $Z_n, Z_{pn}, Z_{uk}, Z_{ub}$ and Z_{ut} – state functions for the functioning element of the undercutting executive device, initial separation executive device, initial separation executive device with a separation intensifier, secondary separation executive device and swathing device; $Y_n, Y_{pn}, Y_{uk}, Y_{ub}$ and Y_{ut} – resulting parameters of the undercutting executive device, initial separation executive device, initial separation executive device with a separation intensifier, secondary separation executive device and swathing device

В процессе работы машины для уборки лука на результирующие показатели (Y) его работы будут влиять параметры внешних и внутренних воздействий, которые могут изменяться в следующих пределах¹ [7]:

$$\begin{cases} X_{\max} \leq X \leq X_{\min}, \\ Z_{\max} \leq Z \leq Z_{\min}, \\ U_{\max} \leq U \leq U_{\min}, \end{cases} \quad (1)$$

где $X_{\max}, X_{\min}$ – максимальные и минимальные значения параметров внешних воздействий; $Z_{\max}, Z_{\min}$ – максимальные и минимальные значения внутренних нерегулируемых параметров внешних воздействий; $U_{\max},$

$U_{\min}$ – максимальные и минимальные значения внутренних регулируемых параметров внешних воздействий.

Варьирование весов связей нейронных сетей в установленных значениях приводит к изменению качественных показателей (Y) работы функционирующих элементов уборочной машины, аналитические зависимости которых являются известными в результате проведения предшествующих исследований рабочих органов уборочных машин. Нейронной сети сообщается диапазон значения качественного показателя (Y), величину которого необходимо получить в зависимости от входного вектора

(X), далее нейронная сеть адаптирует параметры своих нейронов таким образом, чтобы после прохождения обучающего алгоритма её поведение соответствовало решению установленной задачи.

Для определения результирующих параметров (Y) функционирующего элемента уборочной машины использовали метод случайного поиска, согласно которому при переходе входного сигнала (X) от предыдущего рабочего органа N_{n-1} к последующему N_n делается шаг $j \cdot \xi$, где ξ — единичный вектор, указывающий направление, в котором выбирается изменение оптимизируемых параметров машины для уборки лука; j — величина шага, обусловленная состоянием внутренних регулируемых параметров (U) функционирующих элементов уборочной машины [9].

Результаты и их обсуждение. Качественные показатели машины для уборки лука оцениваются: повреждением луковок Π_K , %; полнотой сепарации луковок ν_K , %; потерей луковок P_K , %. При этом качественные показатели технологического процесса уборки лука должны соответствовать, предъявляемым агротехническим требованиям, т.е. они должны находиться в интервале значений [11]:

$$Y_{\min} \leq Y_i \leq Y_{\max}, \quad (2)$$

где Y_i — величина значения i -го качественного показателя уборки луковок; $Y_{\min}$ — минимальное значение; $Y_{\max}$ — максимальное значение.

При соответствии показателей качества уборки лука указанному диапазону, заданному агротехническими требованиями, на выход искусственной нейронной сети поступает значение, равное 1, в противном случае поступает значение 0, т.е.:

$$\Delta Y_i \begin{cases} 0, & \text{если } Y_i \leq Y_{\min}, \\ 1, & \text{если } Y_{\min} \leq Y_i \leq Y_{\max}. \end{cases} \quad (3)$$

Для наиболее полной имитации технологического процесса уборки лука необходимо учитывать факторы внешней среды, являющиеся входными векторами X искусственной нейронной сети и оказывающими влияние на качественные показатели работы уборочной машины. К их числу следует отнести: X_1 — ширина посевов лука; X_2 — густота стояния посевов; X_3 — глубина залегания луковок; X_4 — размеры луковок; X_5 — физико-механические свойства почвы (влажность и твердость почвы); X_6 — коэффициент трения луковок по различным поверхностям.

Совокупность входных векторов, поступающих для преобразования на вход искусственной нейронной сети, в нашем случае — сельскохозяйственной машины, представим в виде матрицы:

$$X^{(i)} = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & X_3 \\ X_4 & X_5 & X_6 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Топология одноименных функционирующих элементов уборочной машины определяется различными вариантами исполнения рабочих органов в пределах одного слоя искусственной нейронной сети.

Следовательно, весовые коэффициенты, определяющие эффективность работы функционирующих элементов скрытого слоя искусственной нейронной сети машины для уборки лука, определяются вектором-столбцом, элементами которого являются внутренние регулируемые параметры (U) рабочих органов машины:

$$W^{(i)} = \begin{bmatrix} U_{(\Pi_1, \nu_{\Pi_1}, \nu_{K_1}, \nu_{B_1})} \\ U_{(\Pi_2, \nu_{\Pi_2}, \nu_{K_2}, \nu_{B_2})} \\ U_{(\Pi_n, \nu_{\Pi_n}, \nu_{K_n}, \nu_{B_n})} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где $U_{(\Pi_n, \nu_{\Pi_n}, \nu_{K_n}, \nu_{B_n})}$ — функции управляющего воздействия подкапывающего рабочего органа, рабочих органов первичной сепарации, первичной сепарации с интенсификатором сепарации и вторичной сепарации; n — разновидность исполнения функционирующего элемента машины для уборки лука.

Ошибка между идеальным выходным значением и фактическим, полученным после прохождения сигнала через сеть, рассчитывается и распространяется обратно к скрытому слою для обновления весовых коэффициентов между узлами, т.е. пересчитываются веса матриц между входным-скрытым и скрытым-выходным слоями. Внутренние нерегулируемые параметры скрытого слоя искусственной нейронной сети (Z) функционирующих элементов машины для уборки лука представим в виде вектора-столбца $Q^{(i)}$:

$$Q^{(i)} = \begin{bmatrix} Z_{(\Pi_1, \nu_{\Pi_1}, \nu_{K_1}, \nu_{B_1})} \\ Z_{(\Pi_2, \nu_{\Pi_2}, \nu_{K_2}, \nu_{B_2})} \\ Z_{(\Pi_n, \nu_{\Pi_n}, \nu_{K_n}, \nu_{B_n})} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

где $Z_{(\Pi_n, \nu_{\Pi_n}, \nu_{K_n}, \nu_{B_n})}$ — функции состояния подкапывающего рабочего органа, рабочего органа первичной сепарации, рабочих органов первичной сепарации, первичной сепара-

ции с интенсификатором сепарации и вторичной сепарации; n – разновидность исполнения функционирующего элемента машины для уборки лука.

Аналитическое описание технологического процесса работы функционирующих элементов машины для уборки лука на основании теории искусственных нейронных сетей для скрытого слоя запишется в виде [6, 7]:

$$g_i = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + Q_n\right) = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \cdot \left(\sum_{i=1}^n W^{(i)} \times X^{(i)} + Q^{(i)}\right), \quad (7)$$

где w_{ij} – вес связи i -го нейрона к j -му; x_i – входной сигнал; Q_n – массив порога скрытого слоя (функционирующих элементов машины для уборки овощных культур).

Согласно уравнению (7) технологический процесс работы машины для уборки корнеплодов и лука с учетом выходного слоя искусственной нейронной сети – валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера запишется в виде [6, 7]:

$$y_k = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \cdot \left(\sum_{j=1}^h W^{(j)} \times f\left(\sum_{i=1}^n W^{(i)} \times X^{(i)} + Q^{(i)}\right) + T^j\right). \quad (8)$$

Весовые коэффициенты, определяющие эффективность работы валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера (выходного слоя) машины для уборки лука, определяются вектором-столбцом:

$$W^{(i)} = \begin{bmatrix} U_{(YT_1)} \\ U_{(YT_2)} \\ U_{(YT_n)} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

где $U_{(YT_n)}$ – функция управляющего воздействия валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера; n – разновидность исполнения валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера.

Внутренние (Z) нерегулируемые параметры выходного слоя искусственной нейронной сети – валкоукладывающего устрой-

ва/выгрузного транспортера машины для уборки корнеплодов и лука представим в виде вектора-столбца порога выходного слоя нейрона $T^{(i)}$:

$$T^{(i)} = \begin{bmatrix} Z_{(YT_1)} \\ Z_{(YT_2)} \\ Z_{(YT_n)} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

где $Z_{(YT_n)}$ – функции состояния валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера; n – разновидность исполнения валкоукладывающего устройства/выгрузного транспортера.

Для определения качественных показателей работы функционирующих элементов машины для уборки лука были проведены экспериментальные исследования, по результатам которых получены входные (X) и выходные (Y) параметры функционирующих элементов машины, необходимые для проведения обучения искусственной нейронной сети (рис. 2).

Выводы. Для осуществления процесса обучения исследуемой искусственной нейронной сети – машины для уборки лука, имитируемой моделью многослойного персептрона без обратных связей используют обучение по правилу Хебба или Δ -правилу.

Для обучения искусственной нейронной сети, имитирующей работу сельскохозяйственной машины, правило Хебба является неприемлемым, в связи с тем, что функция активации при протекании всех сельскохозяйственных процессов является разновидностью сигмоидальной функции, а не пороговой, как требует данное правило. Следовательно, обучение исследуемой искусственной нейронной сети необходимо осуществлять по Δ -правилу, но при этом необходимо иметь информацию не только о значениях текущих входов нейронов X , но и требуемые правильные значения Y .

В случае многослойной сети правильные значения имеются только для нейронов выходного слоя. Требуемые значения выходов для нейронов скрытых слоев неизвестны, что и ограничивает применение Δ -правила. В связи с чем были проведены экспериментальные исследования, по результатам которых получены входные (X) и выходные (Y) параметры функционирующих элементов машины для уборки лука-севка, необходимые для проведения обучения искусственной нейронной сети.

Рис. 2. Качественные показатели технологического процесса работы функционирующих элементов машины для уборки лука

Fig. 2. Technological process qualitative indicators of the onion harvester functioning elements operation

Список литературы

1. Аксенов А.Г., Сибирёв А.В., Козлова А.И. Методология разработки технологических и технических решений на возделывании овощных культур на примере посадки лука-севка // Интеллектуальные машинные технологии и техника для реализации государственной программы развития сельского хозяйства: мат-лы Междунар. научн.-техн. конф. М.: ФГБНУ «Всероссийский научно-исследовательский институт механизации сельского хозяйства», 2015. С. 284-288. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=24016033>.
2. Борисова Л.В., Димитров В.П. Лингвистический подход к решению задачи технологической регуляции комбайнов // Вестник Мордовского университета. 2017. № 2. С. 178-189. DOI: 10.15507/0236-2910.027.201702.178-189.
3. Гарина С.В., Люпаев Б.М., Никишин М.Б. Оптимизация многокритериальных решений // Вестник Мордовского университета. 2015. Т. 25. № 4. С. 12-17. DOI: 10.15507/0236-2910.025.201504.012.
4. Камалетдинов Р.Р. Объектно-ориентированное имитационное моделирование в среде теории информации (информационное моделирование) // Известия Международной академии аграрного образования. 2012. Т. 1. № 14. С. 186-194. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=17693760>.
5. Жалнин Э.В., Постулаты В.П. Горячкина и их дальнейшее развитие // Вестник Федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования Московский государственный агроинженерный университет им. В.П. Горячкина. 2008. № 2. С. 15-21. Режим доступа: <https://cyberlenin-ka.ru/article/n/postulaty-v-p-goryachkina-i-ih-dalneyshee-razvitiye>.
6. Комашинский И.В. Нейронные сети их применение в системах управления и связи. М.: Горячая линия – Телеком, 2003. 94 с.
7. Цельсов Н.Ю. Нейронные сети как метод оценки кредитоспособности заемщика // «Научно-технический вестник» МГТУ им. Баумана. 2015. № 77. С. 16-25.
8. Щенников В.Н., Щенникова Е.В., Санников С.А. Сравнение моделей с нейронной сетью и OLS-регрессией при построении стратегии управления риском от дохода по индексу // Вестник Мордовского университета. 2017. Т. 27. № 1. С. 12-20. DOI: 10.15507/0236-2910.027.201701.012-020.

9. Протасов А.А. Функциональный подход к созданию лукоуборочной машины // Вестник Федерального государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования Московский государственный агроинженерный университет им. В.П. Горячкина. 2011. № 2 (47). С. 37-43. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/funktsionalnoy-podhod-k-sozdaniyu-lukouborochnoy-mashiny>.

10. Сибирёв А.В., Аксенов А.Г. Методологическое обоснование модельного построения сельскохозяйственных машин искусственными нейронными сетями // Актуальные проблемы агроинженерии в XXI веке: Междунар. научн.-практ. конф. Майский: ФГБОУ ВО «Белгородский ГАУ им. В.Я. Горина», 2018. С. 185-191. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=32380302>.

11. Ларюшин Н.П., Ларюшин А.М. Энергосберегающая технология уборки лука // Доклады Российской академии сельскохозяйственных наук. 2009. № 1. С. 55-56.

12. Краснощеков Н.В. Агроинженерная стратегия: от механизации сельского хозяйства к его интеллектуализации // Тракторы и сельхозмашины. 2010. № 8. С. 5-7. Режим доступа: <http://elibrary.ru/item.asp?id=17692608>.

13. Нурутдинова И.Н., Шумская Н.Н., Димитрова Л.А. Об использовании весовых коэффициентов при формировании экспертной информации // Состояние и перспективы развития сельскохозяйственного машиностроения: сб. статей 10-й Междунар. юбилейной науч.-практ. конф. в рамках 20-й Междунар. агропромышленной выставки «Интераргомаш-2017». Ростов-на-Дону: Донской государственный технический университет, 2017. С. 332-334. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=2878143>.

Поступила: 24.12.2018

Принята к публикации: 06.02.2019

Сведения об авторах:

Сибирёв Алексей Викторович, кандидат техн. наук, ст. научный сотрудник отдела технологий и машин в овощеводстве ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, **ORCID ID – 0000-0002-9442-2276**, e-mail: sibirev2011@yandex.ru;

Дорохов Алексей Семенович, доктор техн. наук, член-корреспондент РАН, зам. директора по научно-организационной работе ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, **ORCID ID – 0000-0002-4758-3843**; e-mail: dorokhov@rgau-msha.ru,

Аксенов Александр Геннадьевич, кандидат техн. наук, вед. научный сотрудник отдела технологий и машин в овощеводстве ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, **ORCID ID – 0000-0002-9546-7695**, e-mail: 1053vim@mail.ru.

References

1. Aksenov A.G., Sibirev A.V., Kozlova A.I. *Metodologiya razrabotki tekhnologicheskikh i tekhnicheskikh resheniy na vozdeystvii ovoshchnykh kul'tur na primere posadki luka-sevka*. [Methodology of development of technological and technical solutions for the cultivation of vegetable crops on the example of planting onion sets]. *Intellectual'nye mashinnye tekhnologii i tekhnika dlya realizatsii gosudarstvennoy programmy razvitiya sel'skogo khozyaystva: mat-ly Mezhdunar. nauchn.-tekhn. konf.* [Intellectual machine technologies and equipment for the implementation of the state program for the development of agriculture - an international scientific and technical conference]. Moscow: FGBNU «Vserossiyskiy nauchno-issledovatel'skiy institut mekhanizatsii sel'skogo khozyaystva», 2015. pp. 284-288. (In Russ.). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=24016033>.

2. Borisova L.V., Dimitrov V.P. *Lingvisticheskiy podkhod k resheniyu zadachi tekhnologicheskoy regulirovki kombaynov*. [Linguistic approach to solving the problem of technological adjustment of combines]. *Vestnik Mordovskogo universiteta*. 2017. no. 2. pp. 178-179. DOI: 10.15507/0236-2910.027.201702.178-189.

3. Garina S.V., Lyupaev B.M., Nikishin M.B. *Optimizatsiya mnogokriterial'nykh resheniy*. [Optimization of multicriteria solutions]. *Vestnik Mordovskogo universiteta*. 2015. Vol. 25. no. 4. pp. 12-17. (In Russ.). DOI: 10.15507/0236-2910.025.201504.012.

4. Kamaletdinov R.R. *Ob"ektno-orientirovannoe imitatsionnoe modelirovanie v srede teorii informatsii (informatsionnoe modelirovanie)*. [Object-oriented simulation modeling in the environment of information theory (information modeling)]. *Izvestiya Mezhdunarodnoy akademii agrarnogo obrazovaniya*. 2012. Vol. 1. no. 14. pp. 186-194. (In Russ.). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=17693760>.

5. Zhalnin E.V. *Postulaty V.P. Goryachkina i ikh dal'neyshee razvitie*. [Postulates by V.P. Goryachkin and their further development]. *Vestnik Federal'nogo gosudarstvennogo obrazovatel'nogo uchrezhdeniya vysshego professional'nogo obrazovaniya Moskovskiy gosudarstvennyy agroinzhenernyy universitet im. V.P. Goryachkina*. 2008. no. 2. pp. 15-21. (In Russ.). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/postulaty-v-p-goryachkina-i-ih-dalneyshee-razvitie>.

6. Komashinskiy I.V. *Neyronnye seti ikh primeneniye v sistemakh upravleniya i svyazi*. [Use of neural networks in control and communication systems]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2003. 94 p. (In Russ.).
7. Tsel'sov N.Yu. *Neyronnye seti kak metod otsenki kreditosposobnosti zaemshchika*. [Neural networks as a method of assessing the creditworthiness of the borrower]. *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik MGTU im. Baumana*. 2015. no. 77. pp. 16-25. (In Russ.).
8. Shchennikov V.N., Shchennikova E.V., Sannikov S.A. *Sravnenie modeley s neyronnoy set'yu i OLS-regressiey pri postroenii strategii upravleniya riskom ot dokhoda po indeksu*. [Comparison of models with a neural network and OLS regression when building a strategy for managing risk from income by index]. *Vestnik Mordovskogo universiteta*. 2017. Vol. 27. no. 1. pp. 12-20. (In Russ.). DOI: 10.15507/0236-2910.027.201701.012-020.
9. Protasov A.A. *Funktsional'noy podkhod k sozdaniyu lukouborochnoy mashiny*. [Functional approach to the creation of the harvesting machine]. *Vestnik Federal'nogo gosudarstvennogo obrazovatel'nogo uchrezhdeniya vysshego professional'nogo obrazovaniya Moskovskiy gosudarstvennyy agroinzhenernyy universitet im. V.P. Goryachkina*. 2011. no. 2 (47). pp. 37-43. (In Russ.). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/funktsionalnoy-podkhod-k-sozdaniyu-lukouborochnoy-mashiny>.
10. Sibirev A.V., Aksenov A.G. *Metodologicheskoe obosnovanie mo-del'nogo postroeniya sel'skokhozyaystvennykh mashin iskusstvennymi ney-ronnymi setyami*. [Methodological substantiation of the model construction of agricultural machines by artificial neural networks]. *Aktual'nye problemy agroinzhenerii v XXI veke: Mezhdunar. nauchn.-prakt. konf.* [International scientific and practical conference "Actual problems of agroengineering in the XXI century"]. Mayskiy: FGBOU VO «Belgorodskiy GAU im. V.Ya. Gorina», 2018. pp. 185-191. (In Russ.). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=32380302>.
11. Laryushin N.P., Laryushin A.M. *Energoberegayushchaya tekhnologiya uborki luka*. [Energy saving technology in onion harvesting]. *Doklady Rossiyskoy akademii sel'skokhozyaystvennykh nauk*. 2009. no. 1. pp. 55-56. (In Russ.).
12. Krasnoshchekov N.V. *Agroinzhenernaya strategiya: ot mekhanizatsii sel'skogo khozyaystva k ego intellektualizatsii*. [Agricultural engineering strategy: from the mechanization of agriculture to its intellectualization]. *Traktory i sel'khoz mashiny*. 2010. no. 8. pp. 5-7. (In Russ.). URL: <http://elibrary.ru/item.asp?id=17692608>.
13. Nurutdinova I.N., Shumskaya N.N., Dimitrova L.A. *Ob ispol'zovanii vesovykh koeffitsientov pri formirovani ekspertnoy informatsii*. [On the use of weight factors in the formation of expert information]. *Sostoyaniye i perspektivy razvitiya sel'skokhozyaystvennogo mashinostroeniya: sb. statey 10-y Mezhdunar. yubileynoy nauch.-prakt. konf. v ramkakh 20-y Mezhdunar. agropromyshlennoy vystavki «Interargomash-2017»*. [State and prospects for the development of agricultural engineering: Coll. articles of the 10th International jubilee scientific and practical. conf. in the framework of the 20th Intern. agroindustrial exhibition "Interargomash-2017"]. Rostov-na-Donu: Donskoy gosudarstvennyy tekhnicheskiy universitet, 2017. pp. 332-334. (In Russ.). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=2878143>.

Received: 24.12.2018

Accepted for publication: 06.02.2019

Information about the authors:

Alexey V. Sibirev, PhD in Engineering, senior researcher, Department of Technology and Machines in Vegetable Farming, Federal State Budgetary Scientific Institution «Federal Scientific Agroengineering Center VIM», d. 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, **ORCID ID** – 0000-0002-9442-2276, e-mail: sibirev2011@yandex.ru,

Alexey S. Dorokhov, DSc in Engineering, corresponding member of RAS, Deputy Director for Scientific and Organizational Work Federal State Budgetary Scientific Institution «Federal Scientific Agroengineering Center VIM», d. 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, **ORCID ID** – 0000-0002-4758-3843, e-mail: dorokhov@rgau-msha.ru,

Alexander G. Aksenov, PhD in Engineering, leading researcher, Department of Technology and Machines in Vegetable Farming Federal State Budgetary Scientific Institution «Federal Scientific Agroengineering Center VIM», d. 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, **ORCID ID** – 0000-0002-9546-7695, e-mail: 1053vim@mail.ru,