DOI 10.28983/asj.y2020i7pp78-84 УДК 631.171

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОУПРАВЛЕНИЯ СКОРОСТЬЮ ДОЖДЕВАЛЬНЫХ МАШИН

СОЛОВЬЕВ Дмитрий Александрович, *Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова*
КАМЫШОВА Галина Николаевна, *Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова*
ТЕРЕХОВА Надежда Николаевна, *Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова*
БАКИРОВ Сергей Мударисович, *Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова*

В статье приведены результаты моделирования нейросетевого управления скоростью дождевальной машины. Традиционные подходы, основанные только на физическом моделировании технических процессов и связей, зачастую затрудняют поиск эффективных решений. Предложен подход, основанный на модели интеллектуального анализа данных, а именно на модели нейроуправления скоростью. Нейроуправление приводит к реализации лучшего и более эффективного управления дождевальной техникой.

Введение. Для развития растениеводства на орошении большое значение имеет техническое оснащение систем полива. Согласно [8], парк дождевальной техники примерно на 30 % состоит из машин первого поколения на 60 % из дождевальных машин второго поколения и всего лишь на 10 % – третьего поколения и машин зарубежного производства.

Научные исследования в области совершенствования дождевальной техники в последнее время были сконцентрированы, в основном, на снижение рабочего давления [6], уменьшении интенсивности и улучшении структуры дождя, обеспечении более высокой равномерности полива и производительности машин [4, 9].

В то же самое время в мире прослеживаются явные тенденции развития дождевальной техники в направлении автоматизации и роботизации, то есть, как следствие, экономии энергетических, водных и других ресурсов. Многие зарубежные исследования в последние годы посвящены приложению методов интеллектуального анализа данных и глубокого обучения для повышения эффективности орошения [12]. Представляемое исследование сконцентрировано на повышении эффективности дождевальной техники на основе моделей нейросетевого управления.

Методика исследований. Величина поливной нормы должны соответствовать агротехническим требованиям и поэтому она относится к числу основных характеристик дождевальных машин. Как известно [3, 7, 9], норма, выдаваемая за время движения машины, равна

$$m = \frac{600Q}{2\pi R V_c},$$

где V_c – средняя скорость движения тележки, м/мин, тогда линейная скорость движения машины имеет вид:

$$V = 60nl,$$

где n – цикличность привода последней опоры, такт/мин; l – шаг движения последней опоры при одном такте гидроцилиндра (0,16 м) [6].

Эти характеристики зависят от многих конструктивных и эксплуатационных параметров, влияние которых не равнозначно. На многих отечественных дождевальных машинах норма полива регулируется только вручную, в то время как зарубежные аналоги используют как автоматическое управление, так и элементы интеллектуальных систем. Проблема повышения эффективности работы дождевальных машин все еще остается актуальной в силу сложности физического моделирования динамических многокомпонентных систем с нелинейными зависимостями и необходимостью учета внешних стохастических факторов, влияющих на технологический процесс. Поэтому актуальной представляется разработка моделей интеллектуального управления, а именно управления на основе искусственных нейронных сетей.

Результаты исследований. Нейроуправление динамическими системами – перспективная междисциплинарная область таких направлений, как искусственный интеллект, нейрофизиология и автоматическое управление [10]. Практическое применение нейронных сетей в проблемах управления всевозможными объектами описано в работах [1, 11].

Искусственный нейрон (ИН, основной элемент нейронной сети) – это простейший аналоговый преобразующий элемент, моделирующий

базовые представления о работе живого нейрона. Искусственные нейронные сети представляют собой множество связанных элементов, взаимодействующих между собой нейронов (простых процессоров).

Некоторое множество сигналов поступает на вход искусственного нейрона и этот вход умножается на определенный коэффициент (взвешивается). На вход активационного нелинейного блока попадает уже выходной сигнал сумматора. Активационные блоки, как правило, ограничивают выходной сигнал нейрона в заданном диапазоне, например, [0;1] или [–1;1].

Уравнение сумматора можно рассматривать как математическую формализацию ИН:

$$s_k = \sum_{j=1}^{n} w_{j,k} x_j + b_k. \qquad (1)$$

При этом, уравнение активационного блока имеет вид

$$y_k = \varphi(s_k), \qquad (2)$$

где $x_1, x_2, \ldots, x_n$ – входные сигналы; y_k – выходной сигнал; b_k – смещение; $\varphi(s_k)$ – функция преобразования активационного блока при сигнале на выходе линейного сумматора – s_k для k-го нейрона. Синоптические веса при этом обозначаются $w_{1,k}, w_{2,k}, \ldots, w_{n,k}$. На рис. 1 представлена схема функционирования модели искусственного нейрона.

Искусственную нейронную сеть (ИНС) составляет множество связанных по входам и выходам нейронов. Принцип работы простейшей нейронной сети следующий: вектор входных сигналов $x = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ улавливается сетью и на нейронах скрытого слоя формирует сигнал $z = (z_1, z_2, \ldots, z_m)$. С выходного слоя считывается $y = (y_1, y_2, \ldots, y_m)$ вектор выходов. Существуют два основных режима сети – обучение и работа. Значения весов связей w_i и сдвигов w_0 нейронов скрытого и выходного слоев изменяются до тех пор, пока сеть не научится отображать некоторый набор обучающих входных векторов в набор желаемых выходов, таким образом формируется архитектура связей и весов, соответствующих этим связям, являющаяся основой нейронной сети. В [13] приведены обзоры методов управления с помощью нейронных сетей, а также алгоритмы выбора критериев качества управления.

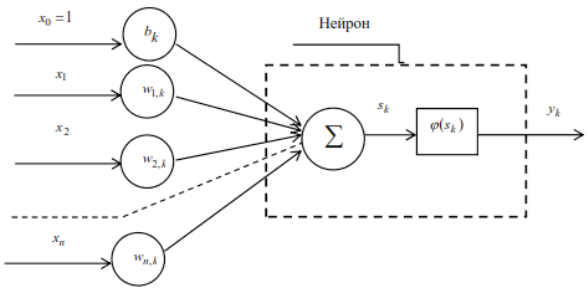

Рис. 1. Схема функционирования модели искусственного нейрона

На первом этапе составляется нейромодель объекта управления, в данном исследовании в качестве которого будем принимать блок управления скоростью V. Нейромодель объекта строится и обучается на основании данных о скорости V. Выходные сигналы модели будут максимально приближены к выходным сигналам истинного объекта, в качестве которого будет выступать поливная норма – y (в нашем случае m).

Процесс обучения нейромодели управления скоростью: случайный процесс V – значения скоростей подается на вход объекта управления для создания обучающего множества. Обучающее множество формируется из входных управляющих воздействий скоростей n и выходных реакций поливных норм m. Выходной сигнал объекта m – поливная норма, а выходной сигнал нейромодели – оценка поливной нормы. Разность этих значений является ошибкой e и используется для корректировки ее весовых коэффициентов, путем пропуска через нейронную сеть в обратном направлении.

Задача обучения нейронной сети заключается в нахождении значений $w_{1,k}, w_{2,k}, \ldots, w_{n,k}$ и b_k, имея заданные наборы данных. Все вышеперечисленное может быть представлено в виде обобщенной функциональной схемы проектирования нейросетевой модели (рис. 2).

Выборка данных полевых исследований фактических значений скоростей и поливных норм электроприводных дождевальных машин представлена на рис.3.

Для обучения НС на основе этих данных нами был использован алгоритм Левенберга – Марквардта, как показывающий лучшие результаты по сравнению с другими алгоритмами. Была выбрана следующая структура нейронной сети: количество слоев – 2, первый слой содержит шесть нейронов, второй – один, функция активации – гиперболический тангенс, функция качества обучения – среднеквадратическая

Рис. 2. ***Функциональная схема проектирования***

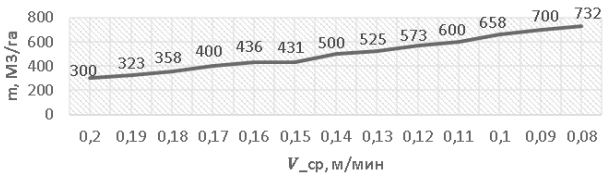

Рис. 3. Выборка данных полевых исследований

ошибка, как позволяющая наиболее точно описать динамику системы.

Матрицы весовых коэффициентов первого и второго слоев W_1 и W_2, а также вектора смещений b_1 и b_2 задачи (1)-(2), определяющие нейронную сеть, имеют следующие значения:

$$W_1 = \begin{bmatrix} -8.5276 \\ 8.4022 \\ -8.3422 \\ 8.4009 \\ -8.406 \\ 8.3973 \end{bmatrix}, \quad b_1 = \begin{bmatrix} 8.2727 \\ -5.0357 \\ 2.0904 \\ 1.6856 \\ -5.0327 \\ 8.4032 \end{bmatrix}$$

$$W_2 = [-0.69215 \quad 0.06806 \quad 1.6576 \quad 0.6581 \quad 1.0787 \quad 0.14988],$$

$$b_2 = [0.064735].$$

Графическая иллюстрация работы сети на приведена на рис. 4 (элементы обучающей выборки отображены точками, сплошная линия - выход сети). Для проверки адекватности модели моделируют выходной сигнал системы на тестовом множестве, а также различные параметры сходимости и величины ошибок нейронов. Проведенное исследование ошибок и линий уровня для нейрона в зависимости от весов W и смещений b (см. рис. 4) иллюстрирует адекватные параметры обучения. Лучший вес и значение порога — это самые низкие точки на поверхности ошибки.

Результаты моделирования приводят к заключению, что нейромодель выдает выходной сигнал, соответствующий ожидаемому сигналу, а ошибка (разница между требуемым и фактическим значением нормы полива) минимальна – менее 2 %.

В случае управления скоростью этап приложения обученной нейронной сети реализуется с помощью синтеза и включения в структуру управления скоростью нейроконтроллера. Синтез нейроконтроллера можно реализовать, например, в пакете прикладных программ Neural Network Toolbox системы Matlab [2].

Использование наряду с классическими регуляторами нейронных сетей в системах управления [1, 5] улучшает качество функционирования дождевальных машин. Суть в том, чтобы найти для данного момента времени при известных значениях входных помех с использованием обученной нейронной сети (НС) значение управляющего воздействия с его последующей реализацией на объекте.

Следуя тенденциям цифровизации, учеными СГАУ под руководством Д.А. Соловьева был разработан роботизированный оросительный комплекс, система управления которого обеспечивает контроль функционального состояния и управления работой на дистанционной основе посредством сотовой связи [14].

Оснащение оросительного комплекса бортовым компьютером позволяет отслеживать состояние всех систем, а также повысить качество работы за счет оперативного автоматического регулирования параметров посредством ПИ- и ПИД-регуляторов.

Нами предлагается следующая функциональная схема управления скоростью V (рис. 5).

На вход системы подается сигнал текущего значения скорости и вычисляется эталонный сигнал. Соответствующие массивы входных и выходных данных регулятора используются для синтеза нейронной сети для нахождения значения управляющего воздействия, минимизирующего отклонение расчетных и фактических величин поливных норм m. Данная информация поступает в систему управления (СУ) дождевальной машиной для генерации оптимального управляющего воздействия.

Заключение. Большинство ирригационных систем используют управление типа контроллеров вкл\выкл. Эти контроллеры не могут дать оптимальных результатов для разных временных задержек и разных системных параметров. В исследовании предложен подход на основе моделирования искусственной нейронной сети, основным параметром которой выступает скорость. Нейроуправление обладает способностью адаптироваться с любой наперед заданной точностью, в отличие от традиционных методов корректировки расхождения требуемых и фактических значений поливных норм, возникающих под влиянием стохастических факторов, составляющих 7–10,5 % [14]. Таким образом, оптимизируются параметры полива и уменьшаются затраты электроэнергии и воды дождевальной машиной с нейроуправлением в контуре системы управления.

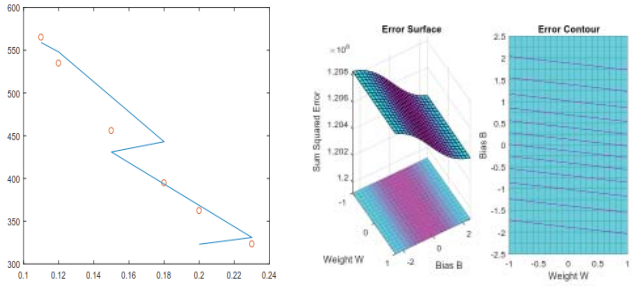

Рис. 4. Работа сети (слева) и поверхность ошибки нейрона (справа)

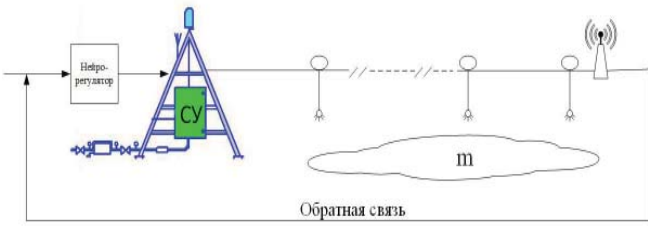

Рис. 5. Функциональная схема управления с интегрированным нейрорегулятором

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Белов М.П., Носиров И.С., Фыонг Ч.Х.* Исследование системы управления электроприводом подачи токарного станка с применением метода обобщенного нейроуправления с прогнозированием // СПБГЭТУ "ЛЭТИ". – 2017. – № 4. – С. 45–53.

2. *Дьяконов В.П. MATLAB. Полный самоучитель.* – М.: ДМК Пресс, 2012. – 768 с.

3. *Затинацкий С.В., Колганов Д.А., Загоруйко М.Г.* Гидравлическая модель работы модифицированной дождевальной машины «Фрегат» с возможностью движения без полива // Аграрный научный журнал. – 2017. – № 7. – С. 69–72.

4. *Кошкин Н.М., Соловьев Д.А., Затинацкий С.В.* Результаты создания и исследования работы модифицированной дождевальной машины «Фрегат» // Мелиорация и водное хозяйство. – 2015. – № 4. – С. 23–26.

5. *Мещеряков В.Н., Сараев П.В., Мещерякова О.В.* Математическое моделирование и управление процессами в системах автоматизации промышленных установок с помощью многозначных нейронных сетей // Проблемы управления. – 2013. – № 6. – С. 71–73.

6. *Соловьев Д.А., Колганов Д.А., Загоруйко М.Г., Елисеев М.С.* Результаты создания и исследования работы модифицированной дождевальной машины «Фрегат», работающей в режимах при низких напорах // Аграрный научный журнал. – 2017. – № 2. – С. 67–69.

7. *Соловьев Д.А., Журавлева Л.А.* Влияние режима движения дождевальных машин на норму полива // Вестник АПК Верхневолжья. – 2018. – №1 (41). – С. 38–43.

8. Технический уровень отечественного и зарубежного оборудования, применяемого в мелиорации: Информационный сборник / ФГНУ ЦНТИ «Мелиоводинформ». – М.: ФГНУ ЦНТИ «Мелиоводинформ», 2011. – 215 с.

9. *Фокин Б.П., Носов А.К.* Современные проблемы применения многоопорных дождевальных машин. – Ставрополь, 2011. – 80 с.

10. *Чернодуб А., Дзюба Д.* Обзор методов нейроуправления // Проблемы программирования. – 2011. – № 2. – С. 79–94.

11. *Cheon K., J. Kim, M. Hamadache, D. Lee, J.* On Replacing PID Controller with Deep Learning Controller for DC Motor System // J. Autom. Control Eng. 2015. Vol. 3. No. 6. P. 452–456.

12. *Giusti E., Marsili – Libelli S.* Fuzzy decision support system for irrigation and water conservation in agriculture // Environ. Model. Softw. 2015. Vol. 63. P. 73–86.

13. *Schmidhuber J.* Deep Learning in neural networks: An overview" // Neural Networks. 2015. Vol. 61. P. 85–117.

14. *Soloviev D., Zhuravleva L., Bakirov S.* Robotic Irrigative Complex with Intellectual Control System "CASCADE" // XVIII International Scientific and Practical Conference "Modern Trends in Agricultural Production in the World Economy". 2019. P. 145–156.

Соловьев Дмитрий Александрович, *д-р техн. наук, проф., зав. кафедрой «Техносферная безопасность и транспортно-технологические машины», Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова. Россия.*

Камышова Галина Николаевна, *канд. физ.-мат. наук, доцент, зав. кафедрой «Математика, механика и инженерная графика», Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова. Россия.*

Терехова Надежда Николаевна, *канд. техн. наук, доцент кафедры «Математика, механика и инженерная графика», Саратовский государственный аграрный университет имени Н. И. Вавилова. Россия.*

Бакиров Сергей Мударисович, *канд. техн. наук, доцент кафедры «Инженерная физика, электрооборудование и электротехнологии», Саратовский государственный аграрный университет имени Н.И. Вавилова. Россия.*

410056, г. Саратов, ул. Советская, 60.

Тел.: (8452) 74-96-63.

Ключевые слова: *нейроуправление; скорость; орошение; модель.*

SIMULATION OF SPEED NEURAL CONTROL FOR IRRIGATION MACHINES

Solovyev Dmitry Aleksandrovich, *Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the chair "Technosphere Safety and Transport-technological Machines", Saratov State Agrarian University named after N.I. Vavilova. Russia.*

Kamyshova Galina Nickolaevna, *Candidate of Physical-Mathematical Sciences, Associate Professor, Head of the chair "Mathematics, Mechanics and Engineering Graphics", Saratov State Agrarian University named after N.I. Vavilov. Russia.*

Terekhova Nadezhda Nickolaevna, *Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the chair "Mathematics, Mechanics and Engineering Graphics", Saratov State Agrarian University named after N.I. Vavilov. Russia.*

Bakirov Sergey Mudarisovich, *Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the chair "Engineering Physics, Electrical Equipment, and Electrotechnology", Saratov State Agrarian University named after N.I. Vavilov. Russia.*

Keywords: *neural control; speed; irrigation; model.*

The results of the simulation of speed control of an irrigation machine on neural network basis are presented. Traditional approaches based only on physical modeling of technical processes and relationships often make it difficult to find effective solutions. The proposed approach is based on the model of data mining, namely, on the model of speed neural control. Neural control, leads to the implementation of better and more effective management of irrigation equipment.