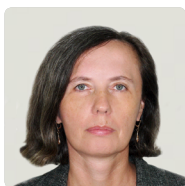


ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СЕЛЬСКОМ ХОЗЯЙСТВЕ

© Шамсутдинова Т.М.



Татьяна Михайловна Шамсутдинова

Башкирский государственный аграрный университет

Уфа, Российская Федерация

e-mail: tsham@rambler.ru

ORCID: 0000-0003-1809-3615; Researcher ID: G-7779-2018

Цель исследования – изучить различные вопросы теории и практики применения нейросетевых технологий в агропромышленном производстве, а также разработать и реализовать нейросетевую модель прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур (на примере озимой пшеницы). Выделены следующие перспективные направления применения нейронных сетей в сельском хозяйстве: распознавание образов и их классификация, диагностика, кластеризация, прогнозирование, мониторинг с использованием машинного зрения, оптимизация и оптимальное управление, робототехника. Отдельно рассмотрены проблемы, связанные с применением нейронных сетей для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур, проанализированы факторы, оказывающие на них влияние. Построена собственная нейронная сеть, предназначенная для прогнозирования урожайности озимой пшеницы. При этом реализованы следующие этапы построения нейросетевой модели: определение архитектуры нейронной сети, ее программная реализация с применением фреймворка PyTorch, библиотек Pandas и Matplotlib, интерпретация полученных результатов инструментами MS Excel. Расчетное значение средней абсолютной процентной ошибки MAPE прогноза для обучающего множества составило 1,93%, для тестового множества – 2,17%, что указывает на высокий уровень аппроксимации модели. Получено, что наибольшую корреляционную зависимость с данными об урожайности озимой пшеницы имеют такие параметры, как максимальная влажность почвы в период формирования флагового листа – коэффициент корреляции Пирсона 0,776, максимальная влажность почвы в период колошения (выхода колоса из флагового листа) – коэффициент 0,775 и количество атмосферных осадков – коэффициент корреляции 0,772. Отмечено, что проблема комплексной цифровизации агропромышленного производства является в настоящее время крайне актуальной. Это делает нейросетевое моделирование очень востребованным с точки зрения его задач и целей.

Нейронные сети, моделирование, сельское хозяйство, перспективы, прогнозирование, PyTorch.

Введение

Нейронные сети в настоящее время имеют широкие области применения и пер-

спективы для решения различных задач, в том числе в агропромышленном производстве.

Традиционно к сферам применения нейросетевых моделей относят следующие основные задачи: распознавание образов, классификация, принятие решений и управление, кластеризация, прогнозирование, аппроксимация, сжатие данных, анализ данных, оптимизация. Все это может найти разнообразное приложение в сфере отраслей сельского хозяйства.

Несмотря на наличие значительного количества работ, посвященных вопросам компьютерного нейросетевого моделирования в агропромышленном производстве, нельзя назвать данную задачу полностью изученной и решенной. Любая реальная прикладная нейросетевая модель является сложной многопараметрической системой, включающей целый комплекс алгоритмических, программных и технических подсистем.

Цель данного исследования – изучить различные вопросы теории и практики применения нейросетевых технологий в агропромышленном производстве, а также разработать и реализовать нейросетевую модель прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур (на примере озимой пшеницы).

Материалы и методы

Обзор областей применения нейронных сетей в сельском хозяйстве

В работе (Venos et al., 2021) проводится обзор статей, связанных с применением методов машинного обучения в сельском хозяйстве. Выделены такие основные направления, как прогноз урожайности, выявление заболеваний, обнаружение сорняков, распознавание урожая, контроль качества урожая. Также отмечена роль датчиков, прикрепленных к беспилотным наземным и воздушным транспортным средствам, как метод получения надежных входных данных для нейросетевого анализа информации.

Проблема прогнозирования урожайности культур затрагивается в работе (Torkashvand et al., 2020) на примере прогнозирования урожая киви на основе концентрации питательных веществ в листе. Для этой цели использовалась искусственная нейронная сеть. Моделирование осуществлялось с помощью классической архитектуры многослойного перцептрона.

Авторы (Дудко и др., 2019) исследовали применение нейросетевых технологий в предсказании плодородия почв с зернобобовыми культурами и прогнозировании их урожайности. Сделан вывод о том, что наибольший прирост урожайности на исследуемых участках обеспечивают кислотность и содержание азота, а также величина содержания фосфора.

Вопросы выбора алгоритмов и программных сред для нейросетевого прогнозирования урожайности культур с применением ретроспективных данных рассматриваются в статье (Рогачев, Мелихова, 2020). Объектом исследования выступили временные ряды накопленной многолетней статистики, отражающие урожайность группы зерновых культур.

Пример использования сверточных нейронных сетей для проблемы выявления недостающей растительности на плантации сахарного тростника обсуждается в работе (Kamilaris, Prenafeta-Boldú, 2018).

В статье (Шутьков, Анищенко, 2019) описываются мобильные приложения «Plantix» и «Scouting», которые помогают диагностировать заболевания, повреждения, нарушения развития растений путем обработки фотоснимков.

Основы прикладной теории искусственных нейронных сетей, заложенные в России еще д-ром техн. наук, проф. А.И. Галушкиным (Галушкин, 2010), нашли отражение и в программе комплексной цифровой трансформации сельского хозяйства России.

В работе (Архипов и др., 2019) говорится о необходимости расширять практику применения в сельском хозяйстве передовых смарт-технологий, включающих в себя элементы нейросетевого проектирования:

– «умное поле» – внедрение цифровых технологий для сбора, обработки и использования разнообразных массивов данных о состоянии экосистем, включающих состояние почв, растений и окружающей среды;

– «умный сад» – применение технологий анализа информации о состоянии агробиоценоза садов, принятие соответствующих управленческих решений и их дальнейшая реализация с использованием роботизированных технических средств;

– «умная теплица» – применение комплексных программно-аппаратных и роботизированных решений для выращивания сельскохозяйственных растений в закрытых системах;

– «умная ферма» – внедрение технологий для управления световым режимом и микроклиматом, для кормления животных, удаления навоза, введения ветеринарных препаратов, контроля и учета суточных привесов животных и т. д.

Там же описан проект «Цифровое землепользование». Цель данного проекта – «создать и внедрить интеллектуальную систему управления, планирования и использования земель сельскохозяйственного назначения, функционирующую на основе цифровых, дистанционных, геоинформационных технологий и методов компьютерного моделирования» (Архипов и др., 2019).

Таким образом, к перспективам применения нейронных сетей в сельском хозяйстве можно отнести следующие задачи (Алферьев, 2018; Алферьев, 2020):

– распознавание образов и их классификация: например, классификация и сортировка собранного урожая, выявление сорных трав;

– диагностика: например, оценка качества почв и состояния растительных культур, диагностика неисправности технического оборудования, проверка качества произведенной продукции, диагностика заболеваний и патологий сельскохозяйственных животных и растений и др.;

– кластеризация: мониторинг ландшафтов с целью инвентаризации сельскохозяйственных угодий;

– прогнозирование: прогноз урожайности различных культур, прогнозирование изменений природно-климатических условий;

– мониторинг с использованием машинного зрения: мониторинг почв на предмет оптимального состава микроэлементов, требуемых для выращивания сельскохозяйственных культур, мониторинг состояния посевов, наблюдение за деятельностью животных для принятия оперативных мер реагирования в случае возникновения критических ситуаций, автоматизация кормления животных и др.;

– оптимизация и оптимальное управление: оптимизация состава кормовых смесей, оптимизация графиков проведения посевных работ, контроль реализации работ;

– робототехника (Рунов, Новиков, 2017): автоматизация и оптимизация различных сельскохозяйственных процессов, позволяющая ускорить посевные и уборочные работы, в частности ликвидировать либо уменьшить тяжелый ручной труд, проведение обработки растений опасными для жизни и здоровья человека веществами, применение беспилотных летательных аппаратов и дронов и др.

Пример построения нейросетевой модели прогнозирования урожайности озимой пшеницы

Очевидно, что натурное (полевое) экспериментальное исследование урожайности агрокультур требует очень больших

финансовых и временных затрат. В связи с этим вопросы предсказания и прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур приобретают большую актуальность. Прогноз урожайности необходим при расчете потребности в площадях посева сельскохозяйственных культур, при построении модели баланса потребностей рынка и производства продукции и т. д.

Как известно, урожайность сельскохозяйственной продукции растениеводства в целом зависит от большого количества разнообразных факторов. Рассмотрим, какие из них в наибольшей мере влияют на урожайность озимой пшеницы.

В работе (Симоненко, 2016) предлагается объединить факторы в следующие группы: производственно-агротехнические; грунтовые; агрометеорологические, включая природно-климатические характеристики. При этом строится модель регрессионного анализа, показывающая зависимость между урожайностью озимой пшеницы и среднесуточной майской температурой.

В статье (Шкуренко, 2013) выделены следующие основные факторы, влияющие на формирование урожайности: погодные условия, уровень минерального питания растений, а также сроки посева, влияние агрокультуры-предшественника и качество семян. При этом погодные условия включают такие параметры, как среднесуточные температуры и общее количество осадков, минимальные температуры, среднесуточный снежный покров. Среди основных факторов минерального питания растений были выделены минеральные удобрения, органические удобрения, а также питательные вещества самой почвы.

Вопросам влияния метеорологических факторов на урожайность озимой пшеницы посвящена работа (Васюков и др., 2008). Говоря о многообразии метеорологических факторов, авторы делают вывод о том, что решающее значение имеет

средняя температура воздуха в летний период (июнь – июль).

В статье (Богомазов и др., 2015) рассмотрена роль абиотических факторов и агротехнических приемов в формировании урожайности озимой пшеницы. Основными факторами урожайности называются гидротермические условия предпосевного периода и запас продуктивной влаги в почве.

Влияние факторов внешней среды на урожайность озимых сортов пшеницы рассмотрено в обзоре (Глинушкин и др., 2022). Отмечено, что основными факторами влияния на показатели итогового урожая являются климатические особенности, температурный режим, влажность почвы и вносимые удобрения, что в целом не противоречит результатам исследований, отмеченных выше.

Результаты и обсуждение

В рамках изучения возможностей и проблем приложения нейросетевых моделей к задачам прогнозирования урожайности продукции растениеводства была разработана нейронная сеть для оценки урожайности озимой пшеницы.

При этом реализованы следующие этапы построения нейросетевой модели (Shamsutdinova, 2023):

- определение архитектуры нейронной сети и ее программная реализация с применением фреймворка машинного обучения PyTorch;
- импорт исходных данных для обучения модели с использованием модулей библиотеки Pandas;
- обучение модели с применением оптимизатора Adam;
- визуализация полученных данных в виде графиков на основе библиотеки Matplotlib;
- экспорт полученных численных результатов в MS Excel, их анализ и интерпретация.

Эффективность применения алгоритма Adam для этапов построения нейронных сетей показана, например, в работе (Kingma, Ba, 2015), где Adam характеризуется как высокоэффективный метод стохастической оптимизации, устойчивый к изменению масштаба градиентов и нетребовательный к памяти.

По материалам статистических служб и табличным данным (Гвоздов и др., 2018) был подготовлен набор данных, используемый для обучения нейронной сети. Объем выборки для обучения сети составил 180 наблюдений.

Структура набора данных:

- агрокультура-предшественник (овес, рапс яровой, горох);
- способ обработки почвы (вспашка, чизелевание, дискование, прямой посев);
- доза внесения азота ($N_{20}P_{60}K_{120}$ – фон, Фон + N_{70+50} , Фон + N_{70+70} , Фон + $N_{70+70+20}$, Фон + $N_{70+70+20+20}$);
- min и max влажность почвы в период № 1 (начало активной вегетации), в период № 2 (трубкование или выход в трубку), в период № 3 (формирование флагового листа), в период № 4 (колошение или выход колоса из флагового листа), %;

- гидротермический коэффициент (1,38 – в 2016 году, 1,74 – в 2017 году, 1,17 – в 2018 году), 1,63 – норма для данного региона;
- сумма активных температур, °С;
- количество атмосферных осадков, мм;
- урожайность озимой пшеницы, ц/га.

Топология многослойного перцептрона прямого распространения включала три слоя, количество нейронов в скрытом слое – 10, функция активации Sigmoid. Для реализации процедуры обучения нейросети использовался алгоритм Adam.

На рисунке приводится результат работы нейронной сети в виде графиков прогнозных значений для обучающего и тестового набора данных.

Для оценки качества полученных прогнозных значений была рассчитана средняя абсолютная ошибка в процентах (Mean Absolute Percentage Error) по формуле:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} 100\%,$$

где:

- y_i – эмпирическое значение;
- \hat{y}_i – прогноз;
- n – количество измерений.

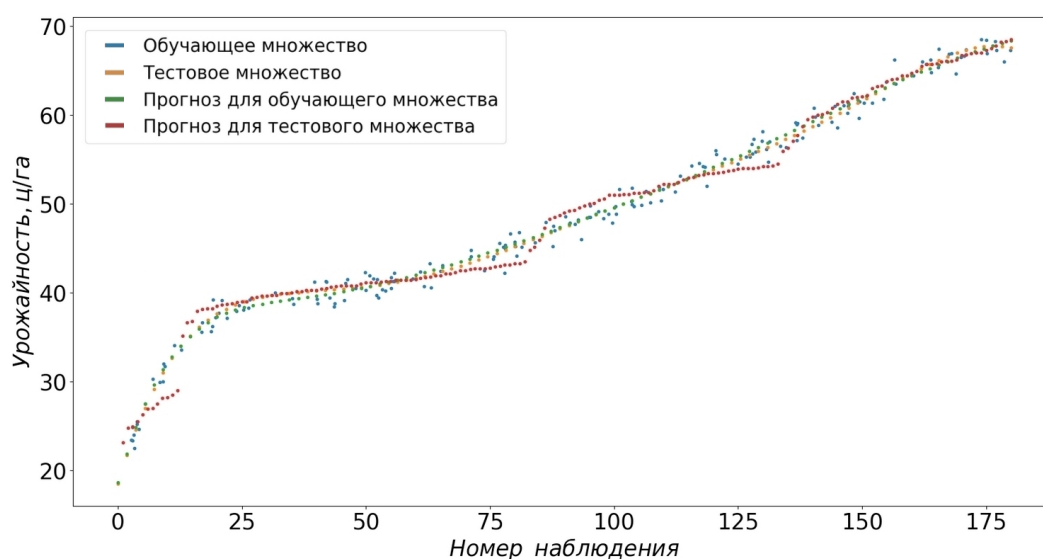


Рис. График расчетных прогнозных значений для обучающего и тестового множеств

Источник: данные автора.

Таблица. Результаты расчета коэффициентов корреляции Пирсона для показателей исходного набора данных

	Предшественник	Способ обработки почвы	Доза азота	min влажность почвы в период № 1, %	max влажность почвы в период № 1, %	min влажность почвы в период № 2, %	max влажность почвы в период № 2, %	min влажность почвы в период № 3, %	max влажность почвы в период № 3, %	min влажность почвы в период № 4, %	max влажность почвы в период № 4, %	Гидротермический коэффициент (ГТК)	Сумма активных температур, °С	Количество атмосферных осадков, мм	Урожайность озимой пшеницы, ц/га
№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Столбец 1	1,000														
Столбец 2	0,000	1,000													
Столбец 3	0,000	0,000	1,000												
Столбец 4	0,000	0,000	0,000	1,000											
Столбец 5	0,000	0,000	0,000	0,828	1,000										
Столбец 6	0,000	0,000	0,000	0,473	0,886	1,000									
Столбец 7	0,000	0,000	0,000	0,158	0,684	0,945	1,000								
Столбец 8	0,000	0,000	0,000	0,496	0,897	1,000	0,936	1,000							
Столбец 9	0,000	0,000	0,000	0,634	0,958	0,981	0,864	0,986	1,000						
Столбец 10	0,000	0,000	0,000	0,171	0,693	0,949	1,000	0,940	0,870	1,000					
Столбец 11	0,000	0,000	0,000	0,655	0,966	0,976	0,850	0,981	1,000	0,857	1,000				
Столбец 12	0,000	0,000	0,000	0,749	0,992	0,938	0,773	0,947	0,987	0,781	0,991	1,000			
Столбец 13	0,000	0,000	0,000	-0,808	-0,999	-0,901	-0,710	-0,912	-0,968	-0,718	-0,974	-0,995	1,000		
Столбец 14	0,000	0,000	0,000	0,695	0,978	0,962	0,820	0,969	0,997	0,827	0,999	0,997	-0,985	1,000	
Столбец 15	0,116	-0,079	0,488	0,474	0,737	0,766	0,683	0,769	0,776	0,687	0,775	0,763	-0,745	0,772	1,000

Источник: данные автора.

В ходе расчетов получено значение $MARE = 1,93\%$ для обучающей выборки и $2,17\%$ для тестовой выборки, что показывает хорошее качество аппроксимации модели.

С использованием надстройки «Анализ данных» MS Excel далее был проведен корреляционный анализ взаимного влияния показателей из имеющегося набора данных (табл.).

Получено, что наибольшую корреляционную зависимость со столбцом 15 «Урожайность озимой пшеницы, ц/га» имеют следующие факторы:

- «влажность почвы в период № 3, %» – коэффициент корреляции Пирсона $0,776$;
- «влажность почвы в период № 4, %» – коэффициент $0,775$;

– «количество атмосферных осадков, мм» – коэффициент $0,772$;

– «влажность почвы в период № 3, %» – коэффициент $0,769$;

– «влажность почвы в период № 2, %» – коэффициент $0,766$;

– «гидротермический коэффициент (ГТК)» – коэффициент корреляции $0,763$.

Это позволяет сделать вывод о мультиколлинеарности названных факторов по отношению к исследуемому значению урожайности озимой пшеницы.

Отметим, что полученные результаты, касающиеся влияния влажности почвы на урожайность, согласуются с выводами работы (Zhao et al., 2020), в которой показано влияние фактора содержания влаги в почве на природную экосистему в рамках

методологии структурного моделирования PLS-SEM.

Выводы

В ходе работы выделены такие перспективные направления применения нейронных сетей в сельском хозяйстве, как распознавание образов и их классификация, диагностика, кластеризация, прогнозирование, мониторинг с использованием машинного зрения, оптимизация и оптимальное управление, робототехника.

Построенная в ходе исследования нейронная сеть, предназначенная для прогнозирования урожайности озимой пшеницы, показала высокий уровень аппроксимации модели, что подтверждается расчетным значением средней абсолютной процентной ошибки прогноза (для обучающего множества – 1,93%, для тестового множества – 2,17%).

При этом можно сказать, что задача нейросетевого моделирования относится к классу частично формализуемых задач, допускающих неоднозначность параметров модели. Однако необходимо заметить, что проблема комплексной цифровизации агропромышленного производства является в настоящее время крайне актуальной, что делает нейросетевое моделирование очень востребованным с точки зрения его задач и целей.

Среди ключевых проблем по исследуемой теме применительно к сельскому хозяйству можно назвать недостаточное количество доступных разноплановых систематизированных данных метеорологических и климатических наблюдений, необходимых для построения, обучения и тестирования модели, а также неполноту данных о химическом составе почв.

ЛИТЕРАТУРА

- Алферьев Д.А. (2018). Искусственный интеллект в сельском хозяйстве // *АгроЗооТехника*. Т. 1. № 4. DOI: 10.15838/alt.2018.1.4.5
- Алферьев Д.А. (2020). Практика реализации сверточных нейронных сетей в сельском хозяйстве и агропромышленном комплексе // *АгроЗооТехника*. Т. 3. № 2. DOI: 10.15838/alt.2020.3.2.4
- Архипов А.Г., Косогор С.Н., Моторин О.А. [и др.] (2019). *Цифровая трансформация сельского хозяйства России*. Москва: ФГБНУ «Росинформагротех». 80 с.
- Богомазов С.В., Гришин Г.Е., Тихонов Н.Н. [и др.] (2015). Роль агротехнических приемов и абиотических факторов в формировании урожайности озимой пшеницы // *Нива Поволжья*. № 2 (35). С. 2–8.
- Васюков П.П., Чуварлеева Г.В., Цыганков В.И. (2008). Влияние некоторых метеорологических факторов на урожайность озимой пшеницы // *Достижения науки и техники АПК*. № 1. С. 28–29.
- Галушкин А.И. (2010). *Нейронные сети: основы теории*. Москва: Горячая линия – Телеком. 496 с.
- Гвоздов А.П., Булавин Л.А., Куцев Д.Н. (2018). Урожайность зерна озимой пшеницы в зависимости от предшественников, способов обработки почвы и применения азотных удобрений // *Вестник Белорусской гос. с.-х. академии*. № 4. С. 94–99.
- Глинушкин А.П., Севостьянов М.А., Баикин А.С. [и др.] (2022). Выявление влияния факторов внешней среды на урожайность озимых сортов пшеницы // *Заметки ученого*. № 5. С. 315–321.
- Дудко Ю.В., Маринкин Е.Б., Владимирова Т.М. (2019). Применение нейросетевых технологий в предсказании плодородия почв с зернобобовыми культурами и прогнозировании их урожайности // *Вопросы науки: инноватика, техника и технологии*. № 1. С. 67–72.
- Рогачев А.Ф., Мелихова Е.В. (2020). Обоснование алгоритмов и инструментария для нейросетевого прогнозирования урожайности агрокультур с использованием ретроспективных данных // *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: наука и высшее профессиональное образование*. № 1 (57). С. 290–302. DOI: 10.32786/2071-9485-2020-01-29

- Рунов Б.А., Новиков Н.Н. (2017). Анализ применения робототехнических средств в сельском хозяйстве // Вестник Всерос. науч.-исслед. ин-та механизации животноводства. № 2 (26). С. 113–117.
- Симоненко Е.И. (2016). Влияние климатических факторов на урожайность озимой пшеницы // Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. № 7-1. С. 199–202.
- Шкуренко Л.В. (2013). Эффективность влияния основных факторов на формирование урожайности озимой пшеницы // Современные проблемы науки и образования. № 5.
- Шутьков А.А., Анищенко А.Н. (2019). Будущее искусственного интеллекта, нейросетей и цифровых технологий в АПК // Экономика и социум: современные модели развития. Т. 9. № 4 (26). С. 508–522. DOI: 10.18334/ecsoc.9.4.100454
- Benos L., Tagarakis A.C., Dolias G. [et al.] (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21 (11), 3758. DOI: 10.3390/s21113758
- Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F.X. (2018). A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science*, 156 (3), 312–322. DOI: 10.1017/S0021859618000436
- Kingma D.P., Ba J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*. DOI: 10.48550/arXiv.1412.6980
- Shamsutdinova T. (2023). Application of neural network technologies for crop yield forecasting. *BIO Web of Conferences*, 71. DOI: 10.1051/bioconf/20237101019
- Torkashvand A.M., Ahmadipour A., Khaneghah A.M. (2020). Estimation of kiwifruit yield by leaf nutrients concentration and artificial neural network. *The Journal of Agricultural Science*, 158 (3), 185–193. DOI: 10.1017/S002185962000043X
- Zhao X., Li Ya., Song H. [et al.] (2020). Agents affecting the productivity of pine plantations on the loess plateau in China: A study based on structural equation modeling. *Forests*, 11 (12), 1328. DOI: 10.3390/f11121328

Сведения об авторе

Татьяна Михайловна Шамсутдинова – кандидат физико-математических наук, доцент, Башкирский государственный аграрный университет (Российская Федерация, 450001, г. Уфа, ул. 50-летия Октября, д. 34; e-mail: tsham@rambler.ru)

PROSPECTS FOR THE USE OF NEURAL NETWORKS IN AGRICULTURE

Shamsutdinova T.M.

The aim of the work is to study various issues of the theory and practice of using neural network technologies in agricultural production, as well as to develop and implement a neural network model for predicting crop yields (using the example of winter wheat yields). This article is about promising areas of application of neural networks in agriculture such as pattern recognition and their classification, diagnostics, clustering, forecasting, monitoring by using machine vision, optimization and optimal control, robotics. The problems of using neural networks to predict crop yields were considered. Factors of crop productivity were analyzed. A neural network was built to predict crop yields (in the case of winter wheat). In this case, the following stages of constructing a neural network model were implemented: determining the architecture of the neural network, its software implementation using the PyTorch framework, Pandas

and Matplotlib libraries, and interpretation of the results obtained using MS Excel tools. The calculated value of the average absolute percentage error of the MAPE forecast for the training set was 1.93%, for the test set it was 2.17%, which indicates a high level of model approximation. The greatest correlation with the yield of winter wheat has such parameters as the maximum soil moisture during the formation of the flag leaf is Pearson correlation coefficient 0.776, the maximum soil moisture during the heading period is 0.775, the amount of precipitation is 0.772. It is noted that the problem of comprehensive digitalization of agro-industrial production is currently extremely relevant, which makes neural network modeling very popular in terms of its tasks and goals.

Neural networks, modeling, agriculture, prospects, forecasting, PyTorch.

REFERENCES

- Alfer'ev D.A. (2018). Artificial intelligence in agriculture. *AgroZooTekhnika=Agricultural and Livestock Technology*, 1(4), 5. DOI: 10.15838/alt.2018.1.4.5 (in Russian).
- Alfer'ev D.A. (2020). Practice of implementing convolutional neural networks in agriculture and agro-industrial complex. *AgroZooTekhnika=Agricultural and Livestock Technology*, 3(2), 4. DOI: 10.15838/alt.2020.3.2.4 (in Russian).
- Arkhipov A.G., Gorbachev M.I., Kosogor S.N., et al. (2019). *Tsifrovaya transformatsiya sel'skogo khozyaistva Rossii* [Digital Transformation of Agriculture in Russia]. Moscow: Rosinformagrotekh Publ.
- Benos L., Tagarakis A.C., Dolias G., et al. (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758. DOI: 10.3390/s21113758
- Bogomazov S.V., Grishin G.E., Tikhonov N.N., et al. (2015). The role of agrotechnical techniques and abiotic factors in the formation of yields of winter wheat. *Niva Povolzhya*, 2(35), 2–8 (in Russian).
- Dudko Y.V., Marinkin E.B., Vladimirova T.M. (2019). The use of neural network technologies in predicting the fertility of soils with leguminous crops and predicting their yields. *Voprosy nauki: innovatika, tekhnika i tekhnologii=Questions of Science: Innovation, Engineering and Technology*, 1, 67–72 (in Russian).
- Galushkin A.I. (2010). *Neironnye seti: osnovy teorii* [Neural Networks: Basic Theory]. Moscow: Hotline – Telecom publisher.
- Glinushkin A.P., Sevostyanov M.A., Baikin A.S. et al. (2022). Identification of the influence of environmental factors on the yield of winter wheat varieties. *Zametki uchenogo=Notes of a Scientist*, 5, 315–321 (in Russian).
- Gvozdev A.P., Bulavin L.A., Kutsev D.N. (2018). The yield of grain of winter wheat depending on predecessors, methods of soil cultivation and application of nitrogen fertilizers. *Vestnik Belorusskoi gosudarstvennoi sel'skokhozyaistvennoi akademii=Bulletin of the Belarusian State Agricultural Academy*, 4, 94–99 (in Russian).
- Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F.X. (2018). A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science*, 156, 312–322. DOI: 10.1017/S0021859618000436
- Kingma D.P., Ba J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*. DOI: 10.48550/arXiv.1412.6980
- Rogachev A.F., Melikhova E.V. (2020). Justification of algorithms and tools for neural network forecasting of agricultural productivity using retrospective data. *Izvestiya Nizhnevolzhskogo agrouniversitetskogo kompleksa: nauka i vysshee professional'noe obrazovanie=Proc. of the Lower Volga Agro-University Comp.*, 1(57), 290–302. DOI: 10.32786/2071-9485-2020-01-29 (in Russian).
- Runov B.A., Novikov N.N. (2017). The analysis of robotic tools in agriculture application. *Vestnik Vserossiiskogo nauchno-issledovatel'skogo instituta mekhanizatsii zhivotnovodstva=Journal of VNIIMZH*, 2(26), 113–117 (in Russian).

- Shamsutdinova T. (2023). Application of neural network technologies for crop yield forecasting. *BIO Web of Conferences*, 71. DOI: 10.1051/bioconf/20237101019
- Shkurenko L.V. (2013). Effectiveness of main factors' influence on winter wheat yield. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya=Modern Problems of Science and Education*, 5, 455 (in Russian).
- Shutykov A.A., Anischenko A.N. (2019). The future of artificial intelligence, neural networks and digital technologies in agriculture. *Ekonomika i sotsium: sovremennye modeli razvitiya=Economics and Society: Contemporary Models of Development*, 9(4), 508–522. DOI: 10.18334/ecsoc.9.4.100454 (in Russian).
- Simonenko E.I. (2016). Influence of climatic factors on the yield of winter wheat. *Aktual'nye problemy gumanitarnykh i estestvennykh nauk=Actual Problems of the Humanities and Natural Sciences*, 7-1, 199–202 (in Russian).
- Torkashvand A., Ahmadipour A., Mousavi Khaneghah A. (2020). Estimation of kiwifruit yield by leaf nutrients concentration and artificial neural network. *The Journal of Agricultural Science*, 158(3), 185-193. DOI:10.1017/S002185962000043X
- Vasyukov P.P., Chuvarleeva G.V., Tsygankov V.I. (2008). Influence of some meteorological factors on the yield of winter wheat. *Dostizheniya nauki i tekhniki APK=Achievements of Science and Technology of APK*, 1, 28–29 (in Russian).
- Zhao X., Li Ya., Song H. et al. (2020). Agents affecting the productivity of pine plantations on the loess plateau in China: A study based on structural equation modeling. *Forests*, 11(12), 1328. DOI: 10.3390/f11121328

Information about the author

Tatiana M. Shamsutdinova – Candidate of Sciences (Physics and Mathematics), Associate Professor, Bashkir State Agrarian University (34, 50 Let Oktyabrya Street, Ufa, 450001, Russian Federation; e-mail: tsham@rambler.ru)