

ТЕХНОЛОГИИ, МАШИНЫ И ОБОРУДОВАНИЕ / TECHNOLOGIES, MACHINERY AND EQUIPMENT

<https://doi.org/10.15507/2658-4123.035.202503.443-464>EDN: <https://elibrary.ru/uqawjb>

УДК 633.11:631.559

Оригинальная статья / Original article

Интеллектуальная оценка урожайности пшеницы по варибельному потенциалу семян

С. П. Пронин¹✉, А. Г. Зрюмова¹,
А. А. Пилецкий¹, В. И. Беляев²

¹ Алтайский государственный технический
университет им. И. И. Ползунова,

г. Барнаул, Российская Федерация

² Алтайский государственный аграрный университет,
г. Барнаул, Российская Федерация

✉ sppronin@mail.ru

Аннотация

Введение. Оценка качества семян пшеницы является неотъемлемой частью технологического процесса ее производства, поскольку она влияет на повышение урожайности. На урожайность влияет множество различных факторов, поэтому методы оценки постоянно совершенствуются с учетом новых факторов, физических методов и технических средств. В настоящее время быстро развиваются методы интеллектуальной оценки посевного качества семян и посевов. Электрофизический метод позволяет оценить влияние почвы на семена по варибельному потенциалу.

Цель исследования. Изучить изменения варибельного потенциала у семян пшеницы с известной урожайностью при набухании семян в растворах с различным соотношением калия к натрию; создать сверточную нейронную сеть для оценки потенциальной урожайности по варибельному потенциалу и известным соотношениям калия к натрию.

Материалы и методы. Для исследований использовались семена двух сортов яровой пшеницы с различной урожайностью. Для имитации качества почвы применялись растворы с различными соотношениями концентраций хлористого калия и хлористого натрия. Для измерения варибельного потенциала использовалось устройство, созданное на основе платы сбора данных ЛА50-USB. Для оценки урожайности применялось вейвлет-преобразование и глубокая сверточная нейронная сеть с группами ResNet.

Результаты исследования. Получены экспериментальные графики изменения варибельного потенциала в зависимости от соотношения калия к натрию в растворе, имитирующем качество почвы. С помощью нейронной сети выполнена классификация потенциальной урожайности семян пшеницы по вейвлет-преобразованиям варибельного потенциала и соотношениям калия к натрию. Составлена таблица ответов нейронной сети на тестовые варибельные потенциалы.

Обсуждение и заключение. Выполнено сравнение полученных графиков изменения варибельного потенциала от изменения калия во внешней среде с результатами исследований других авторов. Результаты качественно совпадают. Разработанная

© Пронин С. П., Зрюмова А. Г., Пилецкий А. А., Беляев В. И., 2025



Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 License.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

нейронная сеть способна классифицировать потенциальную урожайность семян пшеницы по переменному потенциалу и соотношениям калия к натрию. Выполненные исследования полезны для сельскохозяйственных предприятий и фермеров. Предложенная оценка потенциальной урожайности по переменному потенциалу и водной вытяжке позволит оптимизировать процесс внесения калия в почву для конкретных семян пшеницы.

Ключевые слова: переменный потенциал, пшеница, соотношение калия к натрию, нейронная сеть, урожайность

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Пронин С.П., Зрюмова А.Г., Пилецкий А.А., Беляев В.И. Интеллектуальная оценка урожайности пшеницы по переменному потенциалу семян. *Инженерные технологии и системы*. 2025;35(3):443–464. <https://doi.org/10.15507/2658-4123.035.202503.443-464>

Intelligent Assessment of Wheat Yield through the Variable Potential of Seeds

S. P. Pronin^a ✉, A. G. Zryumova^a, A. A. Piletsky^a, V. I. Belyaev^b

^a Polzunov Altai State Technical University,
Barnaul, Russian Federation

^b Altai State Agricultural University,
Barnaul, Russian Federation

✉ spponin@mail.ru

Abstract

Introduction. Evaluation of wheat seed quality is an integral part of the technological process of its production since it increases the yield. The yield is affected by many different factors. The evaluation methods are constantly being improved taking into account new factors, physical methods and technical means. Currently seeds and crops sowing quality intelligent evaluation methods are developing very rapidly. The electrophysical method allows evaluating the soil influence on seeds by the variable potential.

Aim of the Study. The study is aimed at examining changes in the variable potential of wheat seeds of a known crop yields during seed swelling in solutions with different potassium and sodium ratios and creating a convolutional neural network to estimate potential crop yields through the variable potential and known potassium and sodium ratios.

Materials and Methods. The studies were carried out using seeds of two varieties of spring wheat with different yields. To simulate soil quality, there were used solutions with different potassium chloride and sodium chloride ratios. The variable potential was measured using a device based on the data acquisition board LA50-USB. The yield was estimated using wavelet transform and deep convolutional neural network with ResNet groups.

Results. There have been developed the experimental graphs of the variable potential change depending on the potassium and sodium ratio in a solution simulating soil quality. The neural network was used to classify the potential yield of wheat seeds through wavelet transforms of the variable potential, and potassium and sodium ratios. There has been compiled a table of neural network responses to test variable potentials.

Discussion and Conclusion. The developed graphs of the variable potential change depending on potassium change in the external environment were compared with the results of studies by other authors. The results qualitatively coincide. The developed neural network can classify the potential yield of wheat seeds through the variable potential, and potassium and sodium ratios. The conducted study is useful for agricultural enterprises and farmers. The proposed methodology for assessing potential crop yields through variable potential and water extract will allow optimizing the process of potassium application to the soil.

Keywords: variable potential, wheat, potassium and sodium ratio, neural network, yield

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

For citation: Pronin S.P., Zryumova A.G., Piletsky A.A., Belyaev V.I. Intelligent Assessment of Wheat Yield through the Variable Potential of Seeds. *Engineering Technologies and Systems*. 2025;35(3):443–464. <https://doi.org/10.15507/2658-4123.035.202503.443-464>

ВВЕДЕНИЕ

Оценка качества семян пшеницы является неотъемлемой частью технологического процесса ее производства, поскольку она повышает урожайность. Основные методы и средства оценки в Российской Федерации определены в государственных документах¹. Перечень методов оценки, применяемых в США, и их описание представлены в Руководстве по ресурсам органических семян². Многие методы оценок, такие как всхожесть, жизнеспособность, совпадают.

Поскольку на урожайность влияет множество различных факторов, методы оценки постоянно совершенствуются с учетом новых факторов, физических методов и технических средств. Например, появление цифровых видеокамер на основе матричных ПЗС-фотоприемников отразилось на совершенствовании методов оценки качества семян по форме, размерам, дефектам, цвету [1–3]. Среди новых физических методов, примененных к исследованиям качества семян пшеницы, выделяются метод терагерцовой спектроскопии во временной области в сочетании со сверточной нейронной сетью [4] и электрофизический метод оценки по переменному потенциалу (ВП) [5].

В настоящее время очень быстро развиваются методы интеллектуальной оценки посевного качества семян и посевов [6–8], прогнозирования урожайности пшеницы по оптическим изображениям [9; 10], идентификации семян по сортам для сохранения сортовой чистоты³ [11; 12].

Перспективным является электрофизический метод оценки качества семян [5], поскольку позволяет прогнозировать потенциальную урожайность. Однако исследования выполнены без учета фактора взаимодействия семян с конкретной почвой. Имитацию влияния почвы на семена пшеницы можно выполнить, например, с помощью растворов солей с различными концентрациями.

Представленная работа посвящена исследованию интеллектуального прогнозирования урожайности пшеницы по переменному потенциалу, который возникает на оболочках семян после их замачивания в растворах калия и натрия с различной концентрацией.

¹ ГОСТ 12038-84. Семена сельскохозяйственных культур. Методы определения всхожести [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200023365> (дата обращения: 21.10.2024); ГОСТ Р 52325-2005. Семена сельскохозяйственных растений. Сортные и посевные качества. Общие технические условия [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200039547> (дата обращения: 21.10.2024); ГОСТ 9353-2016. Пшеница. Технические условия [Электронный ресурс]. URL: <https://clck.ru/3NzcpG> (дата обращения: 21.10.2024).

² Elias S., Garay A., Gatch E. Seed Quality Testing and Certification: Resources Useful in Organic Seed Production [Электронный ресурс] : сайт. URL: <https://eorganic.org/node/394> (дата обращения: 01.12.2024).

³ HyperLeaf2024 – A Hyperspectral Imaging Dataset for Classification and Regression of Wheat Leaves / W. M. Laprade [et al.] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops. 2024. P. 1234–1243. URL: <https://clck.ru/3Nzcxg> (дата обращения 01.12.2024).

Целью работы является изучение изменения ВП у семян пшеницы с известной урожайностью при набухании семян в растворах с различным соотношением калия к натрию и создание сверточной нейронной сети для оценки потенциальной урожайности по ВП и известным соотношениям K^+/Na^+ .

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Судя по количеству публикаций, апробация и развитие новых методов оценки качества семян и посевов осуществляется на основе изображений и сверточных нейронных сетей. По сфере применения эти методы можно классифицировать на несколько групп. Большое их количество посвящено диагностике болезней семян и посевов.

В работах зарубежных и отечественных ученых [1–3] представлена оценка качества семян пшеницы с помощью систем машинного зрения, оснащенных промышленными цифровыми видеокамерами. Эти системы классифицируют семена на больные и здоровые, определяя скрытую дефектность.

Апробация сверточной нейронной сети для классификации семян пшеницы на «плохие» и «хорошие» по внешнему виду представлена в исследовании [6]. Разработанная нейронная сеть способна классифицировать семена по оптическому изображению с точностью 97 %. Метод может быть полезен на этапе оценки посевного качества семян.

Учеными из Индии [13] продемонстрирован метод диагностики болезней посевов пшеницы. Идентификация нескольких заболеваний листьев пшеницы осуществляется с помощью видеокамеры и сверточной нейронной сети.

В статье китайских ученых [7] решается проблема идентификации четырех распространенных вредителей и болезней пшеницы: здоровая, пораженная тлей, пораженная мучнистой росой, пораженная листовой и желтой ржавчиной. Метод идентификации основан на получении изображений и их анализе с помощью улучшенной сверточной нейронной сети.

Аналогичную проблему ранней диагностики болезней пшеницы решают авторы [14]. Диагностика осуществляется по оптическим изображениям с помощью CNN. Для повышения прозрачности и понятности модели обнаружения дефектов были добавлены методы Grad-Cam.

Из приведенного материала следуют выводы. Во-первых, диагностика болезней семян и посевов является важным элементом для принятия обоснованных управленческих решений и прогнозирования потенциальной урожайности. Во-вторых, современные технологии анализа и обработки изображений преимущественно базируются на применении сверточных нейронных сетей. Однако следует отметить существенные ограничения данного подхода – здоровые семена могут демонстрировать низкую урожайность.

Ко второй группе методов, использующих изображения семян и сверточные нейронные сети, можно отнести методы классификации семян по сортам. Эффективная и точная классификация имеет решающее значение для селекции, сохранения сортовой чистоты и снижения восприимчивости к вредителям и болезням, тем самым повышая урожайность.

Турецкие ученые [15] разработали метод идентификации гибридов пшеницы, предназначенный для селекционных программ и управления посевами. Реализация метода осуществляется по оптическому изображению с использованием сверточной нейронной сети (CNN) и метода опорных векторов (SVM).

Исследователями из Китая [11] предложен метод классификации семян пшеницы по сортам. Для реализации метода разработана слабосвязанная групповая сверточная сеть (SCGNet), способная обрабатывать оптические изображения со сложными особенностями поверхностей семян.

Метод идентификации семян пшеницы по сортам представлен в исследовании [12]. Идентификация сортов выполняется по гиперспектральным изображениям с помощью нейронной сети. При обработке изображений используются спектральные, пространственные и текстурные признаки.

Методы классификации семян по сортам тоже косвенным образом отражают урожайность. Привлекает к себе внимание метод, представленный в статье В. Чжан и др. [12]. Применение гиперспектральных изображений увеличивает количество признаков для классификации. Следовательно, увеличивается и достоверность классификации.

Третью группу методов, которые используют изображения и нейронные сети, составляют методы оценки роста пшеницы на этапах колошения и цветения. Подобный метод приведен в статье китайских ученых [8]. Он реализован на сборе и обработке многоспектральных изображений, полученных многоспектральной видеокамерой. Для сбора данных использовался беспилотный летательный аппарат. В обработке информации применялась одномерная сверточная нейронная сеть совместно с моделью дерева решений (1DCNN+DT).

Авторы статьи [9] представили нейронную сеть для обнаружения колосьев пшеницы по полученным изображениям в сложных условиях на сельскохозяйственных угодьях с целью оценки их количества.

Аналогичная задача решается в работе австралийских ученых [10]. В ней приведены результаты оценки урожайности в процессе ее роста в полевых условиях. В основу метода положен расчет плотности колосков по видеоизображениям. Видеокамера устанавливалась на наземной платформе под косым углом. Для анализа полученных изображений применялись четыре сверточные нейронные сети (R-CNN), которые показали точность оценки от 88 до 94 %.

Работа датских авторов⁴ посвящена оценке роста и здоровья пшеницы в полевых условиях по гиперспектральным изображениям. В результате исследований получен уникальный набор данных, который состоит из 2 410 гиперспектральных изображений. Каждому изображению соответствуют четыре регрессионных показателя: урожайность (масса зерна), проводимость устьиц (Gsw), флуоресценция хлорофилла (PhiPS2) и удобрение.

Оценка количества и плотности колосков является важным фактором, влияющим на урожайность пшеницы [9]. По сути, новые разработанные методы автоматизируют традиционные, хорошо зарекомендовавшие себя методы подсчета колосков и взвешивания семян, поэтому потенциально могут дать наиболее достоверный

⁴ HyperLeaf2024 – A Hyperspectral Imaging Dataset for Classification and Regression of Wheat Leaves / W. M. Laprade [et al.].

прогноз урожайности. Итог прогнозирования зависит от алгоритма обработки и архитектуры нейронной сети.

Четвертая группа методов – методы оценки содержания влаги в озимой пшенице. Зарубежные ученые [16] представили исследования по оценке дефицита воды в озимой пшенице с целью управления орошением. Дистанционный мониторинг осуществляют по гиперспектральному изображению посевов. При интерпретации спектральной информации использована комбинация машинного обучения с вейвлет-анализом.

Аналогичная задача решается исследователями из Китая [17]. На основе гиперспектральных изображений (350–1 350 нм) и данных LWC (периоды формирования, завязывания, цветения и налива) озимой пшеницы предложен мониторинг содержания влаги в почве. Для обработки гиперспектральных данных и оценки LWC применены вейвлет-преобразование, метод дерева решений и искусственная нейронная сеть (ANN).

Как видно из краткого описания методов, задача оценки содержания влаги в озимой пшенице является сложной задачей. Для ее решения авторы значительно увеличивают количество анализируемых признаков. Во-первых, анализируют изображения посева, полученные на различных длинах волн. Во-вторых, с помощью вейвлет-преобразования выделяют существенные признаки в изображениях. В-третьих, в нейронную сеть вводят данные LWC. Вполне вероятно, что дальнейшее развитие этого метода пойдет по пути применения методов цветометрии. Дополнительным признаком в этом случае может стать соотношение цветовых компонентов в гиперспектральных изображениях.

Пятую группу методов можно охарактеризовать как «экспериментальную». В этой группе тоже используют оптические изображения и нейронные сети.

В исследовании А. Е. Малина и др. [18] представлена разработка метода оценки уровня азотного режима растений по оптическим изображениям, полученным с беспилотных летательных аппаратов. Идея, на которой базируется метод оценки, состоит в наложении друг на друга изображений тестовых площадок с разным уровнем обеспеченности азотом. Предложенный алгоритм реализован в сверточной нейронной сети.

Польскими учеными [19] отмечено, что одной из ключевых агротехнических обработок, используемых для зерновых и других культурных растений, определяющих их рост и урожайность, является посев. Важный аспект в посеве – равномерность распределения семян по отдельным рядам. Авторы исследуют скорость движения семян в посевной трубе. Для анализа движений применена система, состоящая из скоростной видеокамеры и многослойного персептрона. Задача персептрона – классифицировать семена по сортам в процессе их движения по трубе.

Метод оценки степени и площади полегания озимой пшеницы приведен в статье Х. Занг и др. [20]. Метод реализован на классификации нейронной сетью MLP_U-Net изображений, полученных с видеокамеры беспилотного летательного аппарата. Полегание пшеницы влияет на ее индивидуальное развитие, а также на общую урожайность и качество. Эта информация необходима для анализа последствий полегания пшеницы и служит ориентиром для определения уровня последствий полегания и выведения улучшенных сортов.

Еще выделяется группа методов, в которых не используются оптические изображения, но применяются нейронные сети. К этой группе относится исследование Р. М. Бисчокова [21], в котором отражена разработка искусственной нейронной сети для непосредственного прогнозирования урожайности озимой пшеницы с учетом климатических характеристик. На входе нейронной сети использовалась сумма активных температур воздуха и сумма осадков за период вегетации, а на выходе – урожайность.

Среди новых методов выделяется электрофизический метод оценки качества семян пшеницы [5]. Метод основан на измерении ВП и обработке данных нейронной сетью. Так, в работе Н. Н. Барышевой [22] с помощью трехслойной нейронной сети была решена задача классификации урожайности четырех сортов пшеницы. В качестве информативных параметров использовались максимальное значение переменного потенциала и время нарастания ВП в фазе поляризации. Нейронная сеть способна классифицировать урожайность исследованных семян по указанным электрофизическим свойствам с точностью 96 %. Использование трех признаков из ВП увеличило точность классификации до 98 % [23].

Подводя итоги анализа приведенных источников, можно отметить следующие важные аспекты. Для повышения достоверности диагностики необходимо увеличивать количество анализируемых параметров и сигналов. Несмотря на общую тенденцию развития интеллектуальных методов диагностики качества семян и посевов для прогнозирования урожайности, все рассмотренные подходы имеют существенный недостаток: они не учитывают влияние качества почвы на прогнозируемую урожайность.

Полный перечень показателей почвы содержится в ГОСТ Р 70229-2022⁵. В экспериментальных исследованиях важными являются такие факторы, которые существенно влияют на ВП при посеве семян в почву. Как отмечают С. С. Медведев⁶, Е. В. Казак, В. И. Парфенюк [24], ВП формируют, в основном, ионы K^+ , Na^+ и Cl^- . Поэтому для имитации качества почвы можно взять растворы с различными соотношениями концентраций хлористого калия и хлористого натрия. После набухания семян пшеницы с известной урожайностью в этих растворах можно зафиксировать их ВП. Зная ВП и соотношения концентраций в растворах, очевидно, можно решать и обратную задачу – определять потенциальную урожайность семян.

Исследования ученых Алтайского государственного технического университета [22; 23] показывают, что с увеличением признаков повышается точность классификации. Поэтому целесообразно к полученному ВП вначале применить вейвлет-преобразование, которое за счет временной фильтрации⁷ создает трехмерное «изображение» из двумерного ВП. Таким образом, происходит значительное увеличение количества признаков. Далее обработку полученного «изображения» необходимо предоставить сверточной нейронной сети.

⁵ ГОСТ Р 70229-2022. Почвы. Показатели качества почв [Электронный ресурс]. URL: <https://clck.ru/3NzdFY> (дата обращения: 21.10.2024).

⁶ Медведев С. С. Электрофизиология растений : учеб. пособие. СПб. : Изд-во Санкт-Петербургского университета, 1997. 122 с.

⁷ Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов / пер. с англ. М. : Мир, 2005. 671 с.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

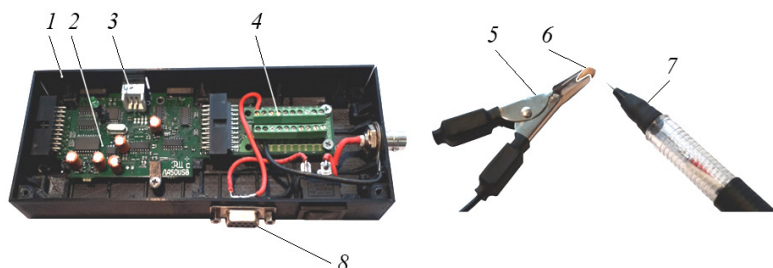
Для исследований использовались семена двух сортов яровой пшеницы с различной комбайновой урожайностью, полученные в СПК «Колос» Романовского района Алтайского края: семена сорта Омская 28, собранные с поля 105 га с урожайностью 25,7 ц/га; семена Омская 28, поле 263 га с урожайностью 39,1 ц/га; семена сорта Буран, поле 117 га с урожайностью 41 ц/га; семена сорта Буран, поле 384 га с урожайностью 50,5 ц/га.

С помощью лабораторного классификатора К-93 семена разделяли на фракции по скорости витания: 8, 9, 10 и 11 м/с. Для исследований применялась фракция 9 м/с. На семенах этой фракции получены характерные зависимости изменения максимального значения ВП (VP_{max}) и 10%-го времени нарастания от урожайности при набухании семян в дистиллированной воде [5].

Для приготовления растворов использовались медицинская дистиллированная вода, хлорид натрия с концентрацией 9 мг/мл и хлорид калия с концентрацией 40 мг/мл. Приготовленные растворы содержали неизменную концентрацию натрия, равную 15 мг/л, и различные концентрации калия: 0; 0,9; 1,65; 2,4; 3,15; 3,9; 4,65; 5,4 мг/л. В результате получена линейка соотношений ионов K^+/Na^+ : 0,00; 0,06; 0,11; 0,16; 0,21; 0,26; 0,31; 0,36. Диапазон этих соотношений полностью покрывал диапазон соотношений в реальной почве [25].

Перед измерением ВП семена по 11 штук помещали в поролоновые формы с прорезями и замачивали их в приготовленных растворах объемом 5 мл в течение 20 ч при температуре 21°C.

Для измерения ВП использовалось устройство, показанное на рисунке 1.



Р и с. 1. Внешний вид прибора:

- 1 – корпус прибора; 2 – плата сбора данных LA50-USB; 3 – разъем для подключения кабеля USB;
4 – плата переходная для подключения внешних устройств; 5 – отрицательный электрод;
6 – зерно пшеницы, зажатое в электроде; 7 – положительный электрод-игла;
8 – разъем для подключения электродов

F i g. 1. External appearance of the device:

- 1 – device body; 2 – data collection board LA50-USB; 3 – connector for connecting a USB cable;
4 – adapter board for connecting external devices; 5 – negative electrode; 6 – wheat grain clamped
in the electrode; 7 – positive electrode-needle; 8 – connector for connecting electrodes

Источник: рисунки 1, 2, 5 составлены авторами статьи.

Source: figures 1, 2, 5 compiled by the authors of the article.

Для обработки ВП применялись методы статистической оценки данных, искусственной аугментации данных и сверточная нейронная сеть. По своей сути метод аугментации представляет собой размножение первичного ВП [26; 27]. В данной

работе метод использовался дважды. В первый раз при увеличении количества ВП за счет введения гауссовского шума, второй раз – путем вейвлет-преобразования.

На каждое соотношение K^+/Na^+ и каждую урожайность приходилось по 11 семян пшеницы. Из них ВП 10 семян использовались для обучения нейронной сети, а ВП одного зерна на проверку. Таким образом, при восьми соотношениях K^+/Na^+ и четырех урожайностях количество исходных ВП составило 352 шт., из которых 320 ВП выделялось на обучение, а 32 ВП на проверку.

Для увеличения ВП каждый из них был размножен до 10 путем введения гауссовского шума с нулевым средним значением и среднеквадратическим отклонением от 9 до 15 мВ. Среднеквадратическое отклонение вычислялось по изменению максимального значения ВП у 11 семян. Таким образом, количество ВП для обучения нейронной сети увеличивалось до 3 200, а проверочных ВП – до 320.

Вейвлет-преобразование было построено на формуле⁸:

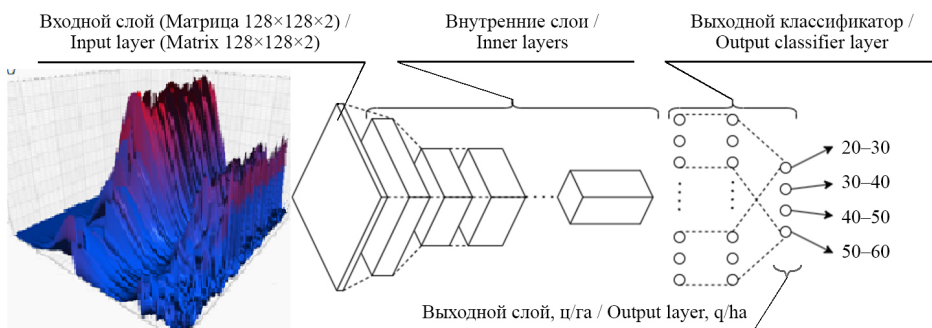
$$f(u, s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) dt$$

с вещественным вейвлетом Морле:

$$\psi\left(\frac{t}{s}\right) = \cos\left(\frac{\omega_0 t}{s}\right) \exp\left(-\frac{t^2}{2s^2}\right),$$

где $f(t)$ – регистрируемый ВП, мВ; t – время, с; S – масштаб, отн. ед.; ω_0 – частота, Гц.

Для оценки урожайности создана глубокая сверточная нейронная сеть с группами ResNet слоев для уменьшения затухания градиентов в процессе обучения [28; 29]. Структура нейронной сети показана на рисунке 2.



Р и с. 2. Структура сверточной нейронной сети

Fig. 2. Structure of a convolutional neural network

Разработанная нейронная сеть состоит из 53 слоев, организованных в ResNet-архитектуру, с классификатором на выходном слое. Классификатор осуществляет анализ вейвлет-спектра, полученного от ВП, и прогнозирует диапазон значений урожайности семян.

⁸ Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов.

Программная составляющая нейронной сети реализована на языке Python3 с использованием библиотеки Keras⁹, которая имеет большой набор инструментов для построения нейронных сетей высокой сложности.

Для обучения нейронной сети каждый ВП вначале подвергнулся вейвлет-преобразованию. Далее каждое преобразование масштабировалось до размерности 128×128 элементов. Нормализация выполнялась по амплитуде в диапазоне от 0 до 1.

Первый слой состоит из двух матриц 128×128 , объединенных в пространственную структуру значений размерностью $128 \times 128 \times 2$. В первую матрицу вводится вейвлет-преобразование от ВП (рис. 2). Во вторую матрицу осуществляется запись информации о соотношении K^+/Na^+ .

Выходной слой представляет собой четыре нейрона, характеризующих урожайности семян в диапазоне от 20 до 60 ц/га.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

На рисунке 3 приведены типичные ВП от различных сортов семян пшеницы и различных соотношений K^+/Na^+ .

Для одновременного представления всех графиков с максимальным масштабом на одной странице текста на графиках удалены подписи и цифровые обозначения координатных осей.

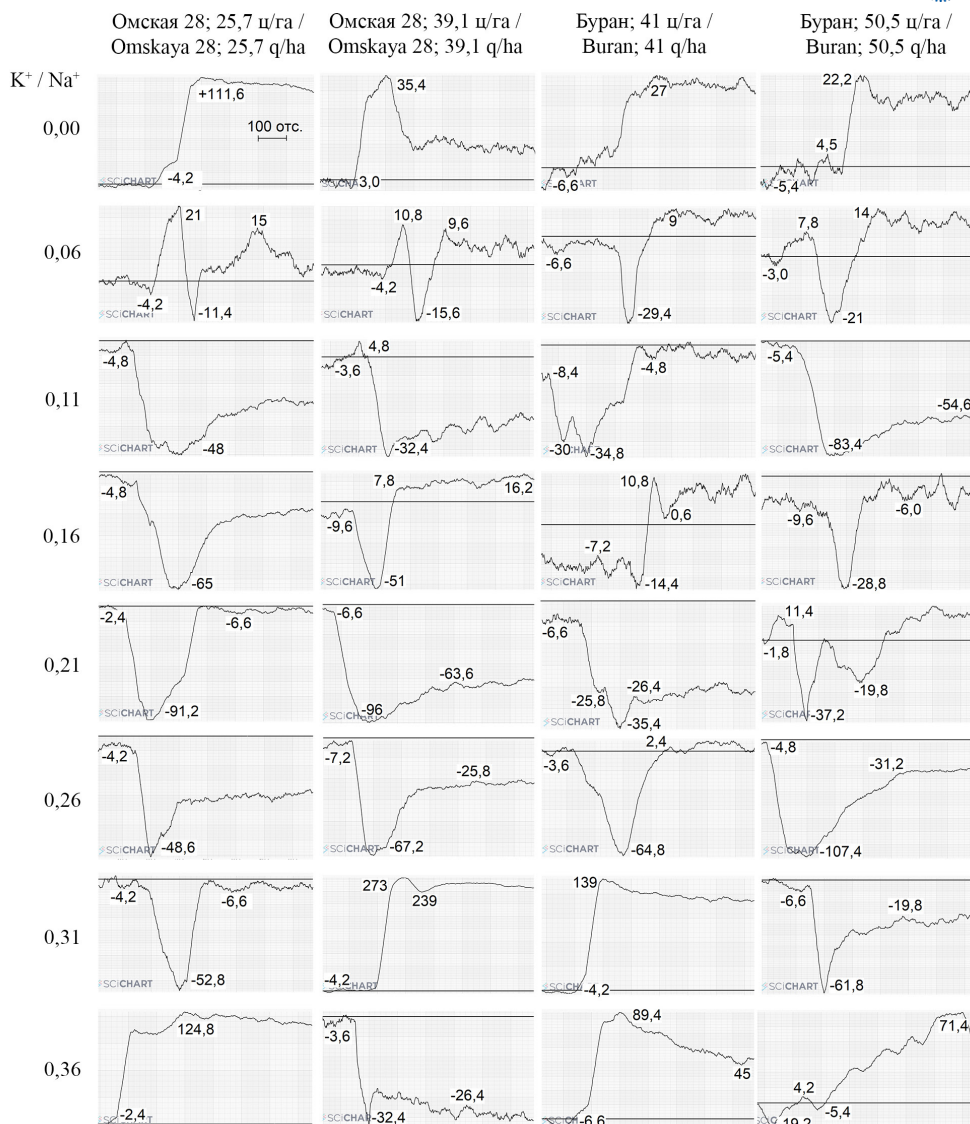
Ось абсцисс представляет время в отсчетах. 300 отсчетов соответствует одной секунде. На графике в столбце «Омская 28; 25,7 ц/га» при соотношении $K^+/Na^+ = 0,00$ на темной полосе обозначен временной интервал в 100 отсчетов. Светлой полосе тоже соответствует 100 отсчетов. Поскольку все графики имеют светлые и темные полосы, то несложно оценить временные интервалы, в которых происходят характерные изменения ВП. Для оценки изменения амплитуды ВП по оси ординат на графиках приведены потенциал покоя, максимальные и минимальные значения ВП в единицах напряжения, мВ. Ось абсцисс (с нулевым значением ВП) отмечена сплошной черной линией.

Проанализируем изменения ВП в столбце «Омская 28; 25,7 ц/га». С увеличением соотношения K^+/Na^+ происходят существенные изменения формы ВП. При соотношении $K^+/Na^+ = 0,00$ (дистиллированная вода) наблюдается классический вид ВП, который содержит три основные области: область незначительного отрицательного потенциала покоя ($-4,2$ мВ); область деполяризации с повышением мембранного потенциала до максимального значения ($+111,6$ мВ); область реполяризации с последующим долговременным уменьшением положительного потенциала¹⁰.

При соотношении $K^+/Na^+ = 0,06$ наблюдается неустойчивый характер изменения ВП. Вначале отмечается поляризация до $-4,2$ мВ и деполяризация до уровня 21 мВ. Далее происходит несвойственная растениям и семенам резкая реполяризация до $-11,4$ мВ с новой деполяризацией до уровня $+15$ мВ и последующей долговременной реполяризацией.

⁹ Keras [Электронный ресурс] : сайт. URL: <https://keras.io/> (дата обращения 03.12.2024).

¹⁰ Медведев С.С. Электрофизиология растений.



Р и с. 3. Типичные переменные потенциалы от различных сортов семян пшеницы и различных соотношений K^+/Na^+

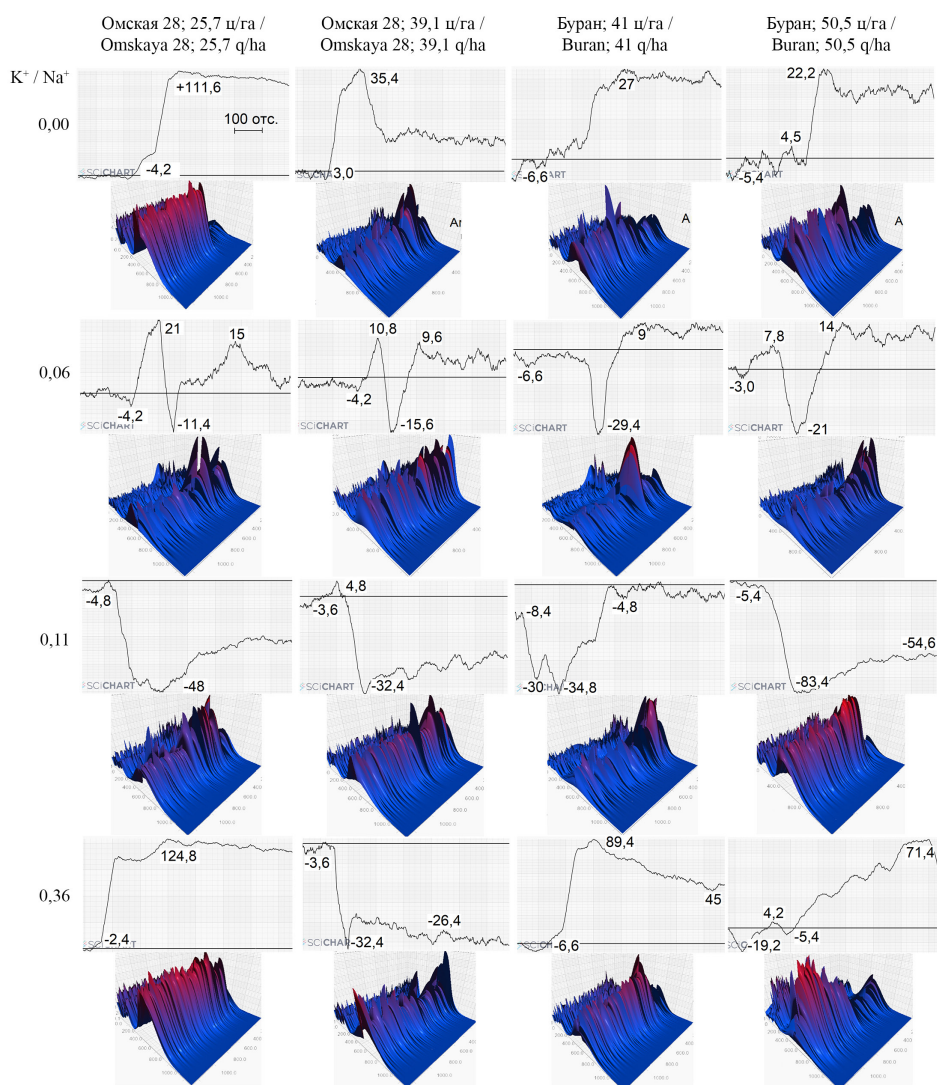
F i g. 3. Typical variable potential of different wheat seed varieties and different K^+/Na^+ ratios

Источник: рисунки 3, 4 составлены авторами статьи с помощью программы из библиотеки SciChart.
Source: figures 3, 4 compiled by the authors of the article using the program from the SciChart library.

При соотношении $K^+/Na^+ = 0,11$ и далее до $K^+/Na^+ = 0,31$ ВП становится инвертированным. ВП приобретают только отрицательные значения, причем форма ВП близка к зеркальному отражению классической формы. С повышением калия до соотношения $K^+/Na^+ = 0,36$ у ВП восстанавливается первоначальная форма, то есть ВП вновь приобретает классический вид как при $K^+/Na^+ = 0,00$.

Аналогичные изменения ВП наблюдаются у семян других сортов пшеницы. При этом ВП содержат свои особенности. Например, ВП Омская 28; 39,1 ц/га восстанавливается при $K^+/Na^+ = 0,31$. Возвращение ВП к классическому виду у сорта Буран, 41 ц/га происходит при соотношении $K^+/Na^+ = 0,31$ и сохраняется при $K^+/Na^+ = 0,36$. У сорта Буран, 50,5 ц/га особенность неустойчивого изменения ВП проявляется при соотношениях $K^+/Na^+ = 0,06$ и $0,21$.

На рисунке 4 показаны исходные ВП семян пшеницы и их вейвлет-преобразования для всех исследуемых сортов при различных соотношениях K^+/Na^+ .



Р и с. 4. Исходные переменные потенциалы семян пшеницы и их вейвлет-преобразования для всех исследуемых сортов при различных соотношениях K^+/Na^+

F i g. 4. Initial WPs of wheat seeds and their wavelet transforms for all studied varieties at different K^+/Na^+ ratios

Вейвлет-преобразования показаны как поверхности в трехмерном пространстве. Они расположены ниже графиков ВП. Как видно из рисунка, каждое преобразование имеет свое «лицо», поэтому задача нейронной сети – распознать «лицо» с определенной урожайностью. Из-за большого объема данных на рисунке не показаны вейвлет-преобразования для ВП при соотношениях $K+/Na+$ в диапазоне от 0,16 до 0,31.

В таблице приведены исходные данные и ответы нейронной сети.

Т а б л и ц а

T a b l e

Ответы нейронной сети

Neural network answers

Сорт; урожайность, ц/га / Variety; yield, c/ha	Соотноше- ние $K+/Na+$ / Ratio $K+/Na+$	Количество ответов на 10 ВП по каждому соотношению $K+/Na+$ / Number of responses to 10 VP for each $K+/Na$ ratio $K+/Na+$				Точность, % / Accuracy, %
		1-й нейрон / first neuron	2-й нейрон / second neuron	3-й нейрон / third neuron	4-й нейрон / fourth neuron	
Омская 28; 25,7 / Omskaya 28; 25.7	0,00	9		1		88,75
	0,06	8		2		
	0,11	9		1		
	0,16	10				
	0,21	8		1	1	
	0,26	10				
	0,31	8	1	1		
	0,36	9		1		
Омская 28; 39,1 / Omskaya 28; 39.1	0,00	1	9			95,00
	0,06		10			
	0,11		10			
	0,16	1	9			
	0,21		9	1		
	0,26		10			
	0,31		9	1		
	0,36		10			
Бурани; 41,0 / Buran; 41.0	0,00			10		92,50
	0,06			10		
	0,11			9	1	
	0,16			8	2	
	0,21			10		
	0,26			10		
	0,31	1		8	1	
	0,36		1	9		
Бурани; 50,5 / Buran; 50.5	0,00	1		2	7	83,75
	0,06			1	9	
	0,11				10	
	0,16			1	9	
	0,21	1	1	1	7	
	0,26		1	1	8	
	0,31				10	
	0,36		1	2	7	

В первом столбце представлен сорт пшеницы и ее урожайность, во втором – соотношение K^+/Na^+ , в третьем – количество ответов нейронной сети из 10 представленных ей ВП по каждому соотношению и каждому нейрону. Понятие «нейрон» согласно рисунку 2 связано с урожайностью. В четвертом столбце таблицы показана точность правильных ответов нейронной сети в процентах.

Рассмотрим в таблице более подробно ответы нейронной сети по сорту Омская 28 с урожайностью 25,7 ц/га. При соотношении $K^+/Na^+ = 0,00$ и прогонке 10 проверочных ВП нейронная сеть в количестве девяти ВП верно отнесла их к первому нейрону, неверно отнесла один ВП к третьему.

При соотношении $K^+/Na^+ = 0,06$ и прогонке 10 проверочных ВП нейронная сеть в количестве восьми ВП верно отнесла к первому нейрону, неверно – два ВП к третьему.

Ответы нейронной сети можно проследить далее до соотношения $K^+/Na^+ = 0,36$. Как следует из рассматриваемого фрагмента таблицы, нейронная сеть с определенной вероятностью дала правильные ответы по каждому соотношению K^+/Na^+ . Точность верных ответов по урожайности 25,7 ц/га составила 88,75 %. Она вычислялась по формуле относительной частоты F правильных ответов:

$$F = \frac{100}{80} \sum_{i=1}^8 K_i, \%,$$

где 100 – коэффициент перевода относительной частоты, %; 80 – полное количество ВП, предъявленных нейронной сети по урожайности 25,7 ц/га; K_i – количество правильных ответов в i -й строке по соотношению K^+/Na^+ .

По сорту Омская 28 с урожайностью 39,1 ц/га нейронная сеть верно определила второй нейрон с точностью 95 %. Ошибочные ответы равномерно распределены по первому и третьему нейронам.

Высокую точность ответов нейронная сеть показала также для сорта Буран с урожайностью 41,0 ц/га – 92,5 %. Неверные ответы сосредоточены в основном в четвертом нейроне – 6,25 %.

Относительно низкую точность ответов нейронная сеть показала для сорта Буран с урожайностью 50,5 ц/га – 83,75 %. Основное количество неверных ответов содержится в третьем нейроне – 10 %.

ОБСУЖДЕНИЕ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

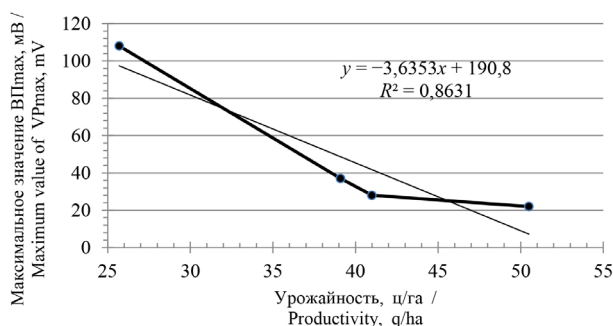
Зафиксированный эффект изменения ВП у семян пшеницы качественно совпадает с изменениями мембранного потенциала у клеток живых организмов при увеличении концентрации калия во внешней среде.

В научной работе [24], посвященной исследованию ионной проницаемости клеточных мембран, отмечено, что при увеличении концентрации ионов калия во внешней среде сначала происходит кратковременное смещение мембранного потенциала в отрицательную сторону относительно потенциала покоя (гиперполяризация), а затем возникает деполяризация. Ходжкин и Хаксли [30] в исследованиях электрофизических свойств мембраны аксона кальмара тоже фиксировали снижение потенциала покоя при повышении содержания ионов калия во внешней среде.

Интересная особенность проявляется в изменении ВП с увеличением урожайности. Одним из признаков ВП является его максимальное значение – $VP_{\max}$. При соотношении $K^+/Na^+ = 0,00$ с увеличением урожайности семян величина максимального значения уменьшается (рис. 3). На рисунке 5 приведена зависимость $VP_{\max}$ от урожайности и линейная аппроксимация экспериментальных точек. Линейная аппроксимирующая функция имеет вид:

$$VP_{\max} = -3,6353x + 190,8, \quad (1)$$

где x – урожайность семян. Коэффициент детерминации составляет 0,8631. Следовательно, коэффициент линейной корреляции равен $R = 0,929$.



Р и с. 5. Зависимость максимального значения $VP_{\max}$ от урожайности семян пшеницы при замачивании в дистиллированной воде: $K^+/Na^+ = 0,00$

F i g. 5. Dependence of the maximum value of $VP_{\max}$ on the yield of wheat seeds when soaked in distilled water: $K^+/Na^+ = 0.00$

В статье [8] приведена аналогичная зависимость, полученная для семян пшеницы сортов Алтайская 75, Гранны и Тасос. Зависимость $VP_{\max}$ от урожайности семян у фракции 9 м/с выражена линейным уравнением:

$$VP_{\max} = -2,54x + 249. \quad (2)$$

Коэффициент линейной корреляции составляет 0,65. В указанной статье отмечена только тенденция линейной зависимости изменения $VP_{\max}$ от урожайности.

Теперь, сопоставляя формулы (1) и (2), можно с большой уверенностью сказать о зависимости $VP_{\max}$ от урожайности. Отличия наблюдаются в постоянной составляющей и тангенсе угла наклона линейной функции. Тем не менее, эти отличия скорее подтверждают факт наличия закономерности, чем ее отсутствие, потому что семена принадлежат различным сортам и выращены на различных почвах. С помощью уравнений (1) и (2) можно решать задачу оценки потенциальной урожайности семян по $VP_{\max}$. Однако при такой оценке отсутствует влияние почвы на семена, поэтому необходимо анализировать ВП при различных соотношениях K^+/Na^+ . Предлагаемые две оценки аналогичны оценкам лабораторной и полевой всхожести у семян пшеницы. В первом случае отсутствует влияние почвы на всхожесть. Вторая оценка характеризует всхожесть в реальных полевых условиях.

Однако исследование изменений урожайности только по признаку VP_{max} не дает положительного результата из-за слишком малого количества признаков. Анализировать ВП по множеству признаков позволяет вейвлет-преобразование¹¹ [31].

Разработанная нейронная сеть способна классифицировать потенциальную урожайность семян пшеницы по вейвлет-преобразованиям ВП и соотношениям K^+/Na^+ . Алгоритм оценки потенциальной урожайности семян от соотношения K^+/Na^+ в почве можно представить следующим образом. Подготавливается почвенная вытяжка и осуществляется набухание в ней исследуемых семян пшеницы. Измеряются ВП семян. Выполняется вейвлет-преобразование. С помощью нейронной сети оценивается потенциальная урожайность исследуемых семян.

Нейронная сеть способна анализировать урожайность у двух сортов. Это ее положительное качество. Точность верных ответов по сорту Омская 28 с урожайностью 25,7 ц/га составила 88,75 %, по сорту Омская 28 с урожайностью 39,1 ц/га – 95 %, по сорту Буран с урожайностью 41,0 ц/га – 92,5 %, по сорту Буран с урожайностью 50,5 ц/га – 83,75 %.

Отрицательное качество сети проявляется на урожайностях 25,7 и 50,5 ц/га. Сеть выдает относительно невысокую точность. Для повышения точности классификации можно ограничить нейронную сеть только одним сортом. В этом случае необходимо будет расширить диапазон урожайностей каждого сорта от 20 до 60 ц/га, то есть расширить базу ВП, что связано с определенными трудностями, потому что для одного сорта семян очень сложно получить с одного поля различные урожайности в широком диапазоне.

Предполагается продолжить исследования взаимодействия семян с почвой по регистрируемому ВП. Для этого необходимо осуществить посев на делянках с различными соотношениями K^+/Na^+ ; по почвенной вытяжке определить потенциальную урожайность семян, а осенью сравнить с реально полученным урожаем.

Исследование носит фундаментальный характер и направлено на развитие методов прогнозирования урожайности. Оптимизация нормы и дозы внесения калийных удобрений имеет большое значение для повышения экономической эффективности выращивания пшеницы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Rahman A., Cho B.-K. Assessment of Seed Quality Using Non-Destructive Measurement Techniques: A Review. *Seed Science Research*. 2016;26(4):285–305. <https://doi.org/10.1017/S0960258516000234>
2. Fazel-Niari Z., Afkari-Sayyah A.H., Abbaspour-Gilandeh Y., Herrera-Miranda I., Hernández-Hernández J.L., Hernández-Hernández M. Quality Assessment of Components of Wheat Seed Using Different Classifications Models. *Applied Sciences*. 2022;12(9):4133. <https://doi.org/10.3390/app12094133>
3. Прияткин Н.С., Архипов М.В., Шукина П.А., Мирская Г.В., Чесноков Ю.В. Оценка разнокачественности и скрытой дефектности семян пшеницы (*Triticum aestivum* L.) инструментальными физическими методами. *Сельскохозяйственная биология*. 2022;57(5):911–920. <https://doi.org/10.15389/agrobiology.2022.5.911rus>

¹¹ Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов.

4. Shen Y., Li G., Li Z., Ai M., Wang L., Xiong X. Discrimination of Wheat Varieties by Terahertz Time-domain Spectroscopy and Convolutional Neural Network. *Research Article*. 2023;1. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3020250/v1>
5. Барышева Н.Н., Пронин С.П., Барышев Д.Д., Беляев В.И. Сравнение мембранного потенциала зерен пшеницы, разделенных на фракции по аэродинамическим свойствам, разных сортов с разной урожайностью. *Инженерные технологии и системы*. 2020;30(4):550–575. <https://doi.org/10.15507/2658-4123.030.202004.550-575>
6. Ковалев А.В., Исаева А.С. Оценка качества семян пшеницы с использованием сверточной нейронной сети. *Инженерный вестник Дона*. 2021;(12). URL: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2021/7354> (дата обращения: 01.12.2024).
7. Yao J., Liu J., Zhang Y., Wang H. Identification of Winter Wheat Pests And Diseases Based on Improved Convolutional Neural Network. *Open Life Sciences*. 2023;18(1):20220632. <https://doi.org/10.1515/biol-2022-0632>
8. Li Y., Cao G., Liu D., Zhang J., Li L., Chen C. Determination of Wheat Heading Stage Using Convolutional Neural Networks on Multispectral UAV Imaging Data. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022;(1):3655804. <https://doi.org/10.1155/2022/3655804>
9. Dong Y., Liu Y., Kang H., Li C., Liu P., Liu Z. Lightweight and Efficient Neural Network with SPSA Attention for Wheat Ear Detection. *PeerJ Computer Science*. 2022;8:e931. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.931>
10. Hasan M.M., Chopin J.P., Laga H., Miklavcic S.J. Detection and Analysis of Wheat Spikes Using Convolutional Neural Networks. *Plant Methods*. 2018;14:100. <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0366-8>
11. Sun X., Li Y., Li G., Jin S., Zhao W., Liang Z., et al. SCGNet: Efficient Sparsely Connected Group Convolution Network for Wheat Grains Classification. *Frontiers in Plant Science*. 2023;14:1304962. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1304962>
12. Zhang W., Li Z., Li G., Zhuang P., Hou G., Zhang Q., et al. GACNet: Generate Adversarial-Driven Cross-Aware Network for Hyperspectral Wheat Variety Identification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2023;62. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3347745>
13. Nithyasundari B., Ilakya R., Nissa M., Prabhas D., Kishore K., Kumar K.K. HNNL: Experimental Analysis of Wheat Crop Disease Detection Using Hyper Neural Network Based Learning Methodology. In: 2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI). Chennai, India, 2024:1–7. <https://doi.org/10.1109/ACCAI61061.2024.10602195>
14. Tolba A., Talal N. An Interpretable Deep Learning for Early Detection and Diagnosis of Wheat Leaf Diseases. *Optimization in Agriculture*. 2024;1:81–93. <https://doi.org/10.61356/j.oia.2024.1257>
15. Sonmez M.E., Sabanci K., Aydin N. Convolutional Neural Network-Support Vector Machine-Based Approach for Identification of Wheat Hybrids. *European Food Research and Technology*. 2024;250:1353–1362. <https://doi.org/10.1007/s00217-024-04473-4>
16. Zhuang T., Zhang Yu, Li D., Schmidhalter U., Ata-UI-Karim S.T., Cheng T. Coupling Continuous Wavelet Transform with Machine Learning to Improve Water Status Prediction in Winter Wheat. *Precision Agriculture*. 2023;24:2171–2199. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10036-6>
17. Li C., Li X., Meng X., Xiao Z., Wu X., Wang X., et al. Hyperspectral Estimation of Nitrogen Content in Wheat Based on Fractional Difference and Continuous Wavelet Transform. *Agriculture*. 2023;13(5):1017. <https://doi.org/10.3390/agriculture13051017>
18. Молин А.Е., Блеканов И.С., Митрофанов Е.П., Митрофанова О.А. Методы генерации синтетических данных для обучения нейросетей в задаче сегментации уровня азотного режима растений на снимках беспилотных летательных аппаратов на сельскохозяйственном поле. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Прикладная математика. Информатика. Процессы управления*. 2024;20(1):20–33. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu10.2024.103>
19. Gierz Ł., Przybył K. Texture Analysis and Artificial Neural Networks for Identification of Cereals-Case Study: Wheat, Barley and Rape Seeds. *Scientific Reports*. 2022;12:19316. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23838-x>

20. Zang H., Su X., Wang Y., Li G., Zhang J., Zheng G., et al. Automatic Grading Evaluation of Winter Wheat Lodging Based on Deep Learning. *Frontiers in Plant Science*. 2024;15. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1284861>
21. Бисчиков Р.М. Анализ, моделирование и прогноз урожайности сельскохозяйственных культур средствами искусственных нейронных сетей. *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Агрономия и животноводство*. 2022;17(2):146–157. <https://doi.org/10.22363/2312-797X-2022-17-2-146-157>
22. Барышева Н.Н., Гунер М.В., Барышев Д.Д., Пронин С.П. Нейросетевое исследование данных о качестве семенного материала пшеницы по биоэлектрическим сигналам. *Высоко-производительные вычислительные системы и технологии*. 2020;4(1):179–183. <https://elibrary.ru/zrnits>
23. Барышев Д.Д., Барышева Н.Н., Пронин С.П. Подготовка обучающей выборки для классификации семян по их урожайным свойствам. *АПК России*. 2020;27(3):440–446. <https://elibrary.ru/iqneh>
24. Казак Е.В., Парфенюк В.И. Физико-химические закономерности ионной (Na^+ , K^+) проницаемости функциональной мембраны I. Зависимость ионных потоков через мембрану от времени и концентрации растворов. *Химия и химическая технология*. 2005;48(2):27–34. URL: https://main.isuct.ru/files/journal/t48_v2_full.pdf (дата обращения: 21.10.2024).
25. Пронин С.П., Беляев В.И., Зрюмова А.Г., Петрова И.И. Сравнение урожайности яровой пшеницы при различной концентрации натрия и калия в почве и различном мембранном потенциале семян. *Вестник Алтайского государственного аграрного университета*. 2022;(9):16–24. <https://elibrary.ru/kjilvh>
26. Алимагадов К.А., Умняшкин С.В. Аугментация данных на основе вейвлет-фильтрации при обучении нейронных сетей. *ГрафиКон 2023 : 33-я Междунар. конф. по компьютерной графике и машинному зрению (19–21 сентября 2023 г., г. Москва)*. 2023:437–442. <https://doi.org/10.20948/graphicon-2023-437-442>
27. Стефаниди А.Ф., Приоров А.Л., Топников А.И., Хрящев В.В. Применение сверточных нейронных сетей в задаче мультимодальной идентификации. *Цифровая обработка сигналов*. 2020;(2):52–58. URL: http://www.dsps.ru/articles/year2020/jour20_2/art20_2_7.pdf (дата обращения 03.12.2024).
28. Bharati S., Podder P., Mondal M.R., Prasath S. CO-ResNet: Optimized ResNet Model for COVID-19 Diagnosis from X-ray Images. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*. 2021;17(1–2):71–85. <https://doi.org/10.3233/HIS-210008>
29. Wen L., Li X., Gao L. A Transfer Convolutional Neural Network for Fault Diagnosis Based on ResNet-50. *Neural Computing and Applications*. 2020;32:6111–6124. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04097-w>
30. Hodgkin A.L., Huxley A.F. A Quantitative Description of Membrane Current and its Application To Conduction And Excitation in Nerve. *Bulletin of Mathematical Biology*. 1990;52:25–71. <https://doi.org/10.1007/BF02459568>
31. Кан А.Г., Романенко С.В. Фильтрация вольтамперометрических сигналов при помощи вейвлет-преобразования. *Известия Томского политехнического университета*. 2006;309(8):52–54. URL: <https://earchive.tpu.ru/handle/11683/1448> (дата обращения: 21.10.2024).

Об авторах:

Пронин Сергей Петрович, доктор технических наук, профессор кафедры информационных технологий Алтайского государственного технического университета им. И. И. Ползунова (656038, Российская Федерация, г. Барнаул, пр. Ленина, д. 46), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5066-2609>, Scopus ID: 6701475629, SPIN-код: 2745-4983, spronin@mail.ru

Зрюмова Анастасия Геннадьевна, кандидат технических наук, заведующая кафедрой информационных технологий Алтайского государственного технического университета им. И. И. Ползунова (656038, Российская Федерация, г. Барнаул, пр. Ленина, д. 46), ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1289-6099>, a.zrumova@mail.ru

Пилецкий Александр Андреевич, аспирант кафедры информационных технологий Алтайского государственного технического университета им. И. И. Ползунова (656038, Российская Федерация, г. Барнаул, пр. Ленина, д. 46), ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-2134-2662>, ap@ex9.ru

Беляев Владимир Иванович, доктор технических наук, заведующий кафедрой сельскохозяйственной техники и технологий Алтайского государственного аграрного университета (656049, Российская Федерация, г. Барнаул, пр. Красноармейский, д. 98), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4396-2202>, prof-belyaev@yandex.ru

Вклад авторов:

С. П. Пронин – формулирование идеи исследования, целей и задач; осуществление научно-исследовательского процесса, включая выполнение и описание экспериментов, сбор и анализ данных; применение статистических, математических, вычислительных и других формальных методов для анализа данных исследования; создание и подготовка рукописи: критический анализ черновика рукописи, внесение замечаний и исправлений членами исследовательской группы, в том числе на этапах до и после публикации.

А. Г. Зрюмова – осуществление научно-исследовательского процесса, включая описание существующих методов контроля, выполнение экспериментов и сбор данных; создание и подготовка рукописи: визуализация результатов исследования и полученных данных.

А. А. Пилецкий – осуществление научно-исследовательского процесса, включая разработку нейронной сети, ее обучение, обработку данных, описание архитектуры нейронной сети, выполнение экспериментов и сбор данных; создание и подготовка рукописи: визуализация результатов исследования и полученных данных.

В. И. Беляев – осуществление научно-исследовательского процесса, включая подготовку семян пшеницы, консультации по урожайности сортов; создание и подготовка рукописи: визуализация результатов исследования и полученных данных.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

*Поступила в редакцию 17.01.2025; поступила после рецензирования 13.02.2025;
принята к публикации 25.02.2025*

REFERENCES

1. Rahman A., Cho B.-K. Assessment of Seed Quality Using Non-Destructive Measurement Techniques: A Review. *Seed Science Research*. 2016;26(4):285–305. <https://doi.org/10.1017/S0960258516000234>
2. Fazel-Niari Z., Afkari-Sayyah A.H., Abbaspour-Gilandeh Y., Herrera-Miranda I., Hernández-Hernández J.L., Hernández-Hernández M. Quality Assessment of Components of Wheat Seed Using Different Classifications Models. *Applied Sciences*. 2022;12(9):4133. <https://doi.org/10.3390/app12094133>
3. Priyatkin N.S., Arkhipov M.V., Shchukina P.A., Mirskaya G.V., Chesnokov Yu.V. Evaluation of Heterogeneity and Hidden Defects of Wheat (*Triticum Aestivum* L.) Seeds by Instrumental Physical Methods. *Agricultural Biology*. 2022;57(5):911–920. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.15389/agrobiol.2022.5.911rus>
4. Shen Y., Li G., Li Z., Ai M., Wang L., Xiong X. Discrimination of Wheat Varieties by Terahertz Time-domain Spectroscopy and Convolutional Neural Network. *Research Article*. 2023;1. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3020250/v1>
5. Barysheva N.N., Pronin S.P., Baryshev D.D., Belyaev V.I. Comparing the Membrane Potential of Wheat Grains of Different Varieties and Productivity Divided into Fractions According to Their

- Aerodynamic Properties. *Engineering Technologies and Systems*. 2020;30(4):550–575. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.15507/2658-4123.030.202004.550-575>
6. Kovalev A.V., Isaeva A.S. Evaluation of Wheat Seed Quality Using a Convolutional Neural Network. *Engineering Bulletin of the Don*. 2021;(12). (In Russ., abstract in Eng.) Available at: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2021/7354> (accessed 01.12.2024).
 7. Yao J., Liu J., Zhang Y., Wang H. Identification of Winter Wheat Pests And Diseases Based on Improved Convolutional Neural Network. *Open Life Sciences*. 2023;18(1):20220632. <https://doi.org/10.1515/biol-2022-0632>
 8. Li Y., Cao G., Liu D., Zhang J., Li L., Chen C. Determination of Wheat Heading Stage Using Convolutional Neural Networks on Multispectral UAV Imaging Data. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022;(1):3655804. <https://doi.org/10.1155/2022/3655804>
 9. Dong Y., Liu Y., Kang H., Li C., Liu P., Liu Z. Lightweight and Efficient Neural Network with SPSA Attention for Wheat Ear Detection. *PeerJ Computer Science*. 2022;8:e931. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.931>
 10. Hasan M.M., Chopin J.P., Laga H., Miklavcic S.J. Detection and Analysis of Wheat Spikes Using Convolutional Neural Networks. *Plant Methods*. 2018;14:100. <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0366-8>
 11. Sun X., Li Y., Li G., Jin S., Zhao W., Liang Z., et al. SCGNet: Efficient Sparsely Connected Group Convolution Network for Wheat Grains Classification. *Frontiers in Plant Science*. 2023;14:1304962. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1304962>
 12. Zhang W., Li Z., Li G., Zhuang P., Hou G., Zhang Q., et al. GACNet: Generate Adversarial-Driven Cross-Aware Network for Hyperspectral Wheat Variety Identification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2023;62. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3347745>
 13. Nithyasundari B., Ilakya R., Nissa M., Prabhas D., Kishore K., Kumar K.K. HNNL: Experimental Analysis of Wheat Crop Disease Detection Using Hyper Neural Network Based Learning Methodology. In: 2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI). Chennai, India, 2024:1–7. <https://doi.org/10.1109/ACCAI61061.2024.10602195>
 14. Tolba A., Talal N. An Interpretable Deep Learning for Early Detection and Diagnosis of Wheat Leaf Diseases. *Optimization in Agriculture*. 2024;1:81–93. <https://doi.org/10.61356/j.oia.2024.1257>
 15. Sonmez M.E., Sabanci K., Aydin N. Convolutional Neural Network-Support Vector Machine-Based Approach for Identification of Wheat Hybrids. *European Food Research and Technology*. 2024;250:1353–1362. <https://doi.org/10.1007/s00217-024-04473-4>
 16. Zhuang T., Zhang Yu, Li D., Schmidhalter U., Ata-UI-Karim S.T., Cheng T. Coupling Continuous Wavelet Transform with Machine Learning to Improve Water Status Prediction in Winter Wheat. *Precision Agriculture*. 2023;24:2171–2199. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10036-6>
 17. Li C., Li X., Meng X., Xiao Z., Wu X., Wang X., et al. Hyperspectral Estimation of Nitrogen Content in Wheat Based on Fractional Difference and Continuous Wavelet Transform. *Agriculture*. 2023;13(5):1017. <https://doi.org/10.3390/agriculture13051017>
 18. Molin A.E., Blekanov I.S., Mitrofanov E.P., Mitrofanova O.A. Synthetic Data Generation Methods for Training Neural Networks in the Task of Segmenting the Level of Crop Nitrogen Status on UAV Images of Agricultural Fields. *Vestnik of Saint Petersburg University. Applied Mathematics. Computer Science. Control Processes*. 2024;20(1):20–33. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.21638/11701/spbu10.2024.103>
 19. Gierz Ł., Przybył K. Texture Analysis and Artificial Neural Networks for Identification of Cereals-Case Study: Wheat, Barley and Rape Seeds. *Scientific Reports*. 2022;12:19316. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23838-x>
 20. Zang H., Su X., Wang Y., Li G., Zhang J., Zheng G., et al. Automatic Grading Evaluation of Winter Wheat Lodging Based on Deep Learning. *Frontiers in Plant Science*. 2024;15. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1284861>

21. Bischokov R.M. Analysis, Modelling and Forecasting of Crop Yields Using Artificial Neural Networks. *RUDN Journal of Agronomy and Animal Industries*. 2022;17(2):146–157. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.22363/2312-797X-2022-17-2-146-157>
22. Barysheva N.N., Guner M.V., Baryshev D.D., Pronin S.P. Neural Network Research of Data about the Quality of Wheat Seed Material by Bioelectric Signals. *High-Performance Computing Systems and Technologies*. 2020;4(1):179–183. (In Russ., abstract in Eng.) <https://elibrary.ru/zrnits>
23. Baryshev D.D., Barysheva N.N., Pronin S.P. [Preparation of a Training Sample for Classifying Seeds by Their Yield Properties]. *AIC of Russia*. 2020;27(3):440–446. (In Russ.) <https://elibrary.ru/iqnneh>
24. Kazak E.V., Parfenyuk V.I. Physicochemical Regularities of Ionic (Na⁺,K⁺) Permeability of a Functional Membrane I. Dependence of Ionic Flows Through the Membrane on Time and Concentration of Solutions. *Chemistry and Chemical Technology*. 2005;48(2):27–34. (In Russ., abstract in Eng.) Available at: https://main.isuct.ru/files/journal/t48_v2_full.pdf (accessed 21.10.2024).
25. Pronin S.P., Belyaev V.I., Zryumova A.G., Petrova I.I. Spring Wheat Yield Comparison at Different Sodium and Potassium Concentrations in the Soil and Different Seed Membrane Potentia. *Bulletin of the Altai State Agrarian University*. 2022;9(1):16–24. (In Russ., abstract in Eng.) <https://elibrary.ru/kjilvh>
26. Alimagadov K.A., Umnyashkin S.V. Data Augmentation Based on Wavelet Filtration During Neural Network Training. In: *GraphiCon 2023 : Proceedings of the 33rd International Conference on Computer Graphics and Machine Vision (2023 September 19–21, Moscow)*. 2023:437–442. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.20948/graphicon-2023-437-442>
27. Stefanidi A.F., Priorov A.L., Topnikov A.I., Khryashchev V.V. The Problem of Personality Recognition Using Facial Images and Audio Signals with Speech Recordings. *Digital Signal Processing*. 2020;(2):52–58. (In Russ., abstract in Eng.) Available at: http://www.dsps.ru/articles/year2020/jour20_2/art20_2_7.pdf (accessed 03.12.2024).
28. Bharati S., Podder P., Mondal M.R., Prasath S. CO-ResNet: Optimized ResNet Model for COVID-19 Diagnosis from X-ray Images. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*. 2021;17(1–2):71–85. <https://doi.org/10.3233/HIS-210008>
29. Wen L., Li X., Gao L. A Transfer Convolutional Neural Network for Fault Diagnosis Based on ResNet-50. *Neural Computing and Applications*. 2020;32:6111–6124. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04097-w>
30. Hodgkin A.L., Huxley A.F. A Quantitative Description of Membrane Current and its Application To Conduction And Excitation in Nerve. *Bulletin of Mathematical Biology*. 1990;52:25–71. <https://doi.org/10.1007/BF02459568>
31. Kan A.G., Romanenko S.V. [Filtering of Voltammetric Signals Using Wavelet Transform]. *Bulletin of Tomsk Polytechnic University*. 2006;309(8):52–54. (In Russ.) Available at: <https://earchive.tpu.ru/handle/11683/1448> (accessed 21.10.2024).

About the authors:

Sergey P. Pronin, Dr.Sci. (Eng.), Professor of the Department of Information Technology, Polzunov Altai State Technical University (46 Lenin Ave., Barnaul 656038, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5066-2609>, Scopus ID: 6701475629, SPIN-code: 2745-4983, sppronin@mail.ru

Anastasia G. Zryumova, Cand.Sci. (Eng.), Head of the Department of Information Technology, Polzunov Altai State Technical University (46 Lenin Ave., Barnaul 656038, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1289-6099>, a.zryumova@mail.ru

Alexander A. Piletsky, Postgraduate Student of the Department of Information Technology, Polzunov Altai State Technical University (46 Lenin Ave., Barnaul 656038, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-2134-2662>, ap@ex9.ru

Vladimir I. Belyaev, Dr.Sci. (Eng.), Head of the Department of Agricultural Machinery and Technology, Altai State Agricultural University (98 Krasnoarmeyskiy Ave., Barnaul 656049, Russian Federation), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4396-2202>, prof-belyaev@yandex.ru

Authors contribution:

S. P. Pronin – formulating the study, aims and objectives; conducting the study, including the executing and describing the experiments, collecting and analyzing the; using statistical, mathematical, computational and other formal methods for analyzing the study data; preparing of the manuscript: critical analysis of the draft manuscript, comments and corrections made by members of the research group, including at the stages before and after publication.

A. G. Zryumova – conducting the study, describing existing control methods, executing the experiments and collecting the data; preparing the manuscript; visualizing the study results and data obtained.

A. A. Piletsky – conducting the study including the development of a neural network, its training, data processing, description of the neural network architecture, performing experiments and collecting data; preparing a manuscript: visualizing the study results and data obtained.

V. I. Belyaev – conducting the study, including the preparation of wheat seeds, consultations on the yield of varieties; preparing the manuscript: visualizing the study results and the data obtained.

All authors have read and approved the final manuscript.

Submitted 17.01.2025; revised 13.02.2025; accepted 25.02.2025