

О.Т. Ергунова

А.Г. Сомов ✉

А.А. Седякина

А.А. Иващенко

Санкт-Петербургский
политехнический университет
Петра Великого (национальный
исследовательский университет),
Санкт-Петербург, Россия

✉ somovspb@yandex.ru

Поступила в редакцию: 20.06.2025

Одобрена после рецензирования: 14.07.2025

Принята к публикации: 29.07.2025

© Ергунова О.Т., Сомов А.Г., Седякина А.А.,
Иващенко А.А.

Olga T. Ergunova

Andrey G. Somov ✉

Anna A. Sedyakina

Artyom A. Ivashchenko

Peter the Great St. Petersburg
Polytechnic University, St. Petersburg,
Russia

✉ somovspb@yandex.ru

Received by the editorial office: 20.06.2025

Accepted in revised: 14.07.2025

Accepted for publication: 29.07.2025

© Ergunova O.T., Somov A.G., Sedyakina A.A.,
Ivashchenko A.A.

Искусственный интеллект в управлении кадрами агропромышленного комплекса: нейросетевая методика динамического сопоставления требований работодателя и компетенций специалистов

РЕЗЮМЕ

Цифровая трансформация агропромышленного комплекса формирует новые требования к управлению кадрами, создавая острую потребность в интеллектуальных инструментах подбора персонала. Исследование направлено на разработку нейросетевой модели для автоматизированного сопоставления компетенций специалистов АПК с требованиями работодателей. Методологическая база включает анализ данных Росстата и Минсельхоза за 2020–2024 годы, анкетирование 847 специалистов АПК, экспертные интервью с 38 руководителями агропредприятий, применение методов машинного обучения. Результаты показали рост спроса на цифровые компетенции на 52% за 2020–2024 годы, дефицит специалистов по точному земледелию составляет 34%. Разработанная нейросетевая модель демонстрирует точность сопоставления 87%, превышая традиционные методы на 31%. Выявлена корреляция между уровнем цифровизации предприятий и трансформацией кадровых потребностей ($r = 0.78$). Система снижает время обработки резюме с 45 до 2,8 минуты, обеспечивает прогнозирование кадровых потребностей с точностью 82%.

Ключевые слова: искусственный интеллект, агропромышленный комплекс, управление персоналом, нейронные сети, цифровизация сельского хозяйства, кадровое планирование

Для цитирования: Ергунова О.Т., Сомов А.Г., Седякина А.А., Иващенко А.А. Искусственный интеллект в управлении кадрами агропромышленного комплекса: нейросетевая методика динамического сопоставления требований работодателя и компетенций специалистов. *Аграрная наука*. 2025; 397(08): 160–163.
<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-160-163>

Artificial intelligence in human resources management in the agro-industrial complex: a neural network method of dynamic comparison of employer requirements and specialist competencies

ABSTRACT

The digital transformation of the agro-industrial complex creates new requirements for human resources management, creating an urgent need for intelligent personnel selection tools. The study is aimed at developing a neural network model for automated comparison of the competencies of agricultural specialists with employers' requirements. The methodological base includes analysis of Rosstat and the Ministry of Agriculture data for 2020–2024, a survey of 847 agricultural specialists, expert interviews with 38 heads of agricultural enterprises, and the use of machine learning methods. The results showed a 52% increase in demand for digital competencies over the period 2020–2024, the shortage of precision farming specialists is 34%. The developed neural network model demonstrates a matching accuracy of 87%, exceeding traditional methods by 31%. A correlation was found between the level of digitalization of enterprises and the transformation of personnel needs ($r = 0.78$). The system reduces the resume processing time from 45 to 2.8 minutes, provides forecasting of personnel needs with an accuracy of 82%.

Key words: artificial intelligence, agro-industrial complex, personnel management, neural networks, digitalization of agriculture, personnel planning

For citation: Ergunova O.T., Somov A.G., Sedyakina A.A., Ivashchenko A.A. Artificial intelligence in human resources management in the agro-industrial complex: a neural network method of dynamic comparison of employer requirements and specialist competencies. *Agrarian science*. 2025; 397(08): 160–163 (in Russian).
<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-160-163>

Введение/Introduction

Стремительная цифровизация агропромышленного комплекса в условиях технологических трансформаций формирует принципиально новые требования к системе управления кадрами отрасли [1]. Внедрение технологий точного земледелия, роботизированных систем и интернета вещей радикально изменяет структуру профессиональных компетенций, создавая дефицит специалистов, способных эффективно функционировать в цифровой агроэкосистеме. Современные исследования подчеркивают критическую важность человеческого фактора для успешной цифровой трансформации сельского хозяйства [2].

Страны с развитыми системами аграрного образования демонстрируют более высокие темпы внедрения цифровых технологий и роста производительности в АПК. Ключевым барьером выступает дефицит специалистов, обладающих комплексом технических, аналитических и управленческих компетенций [3].

В научной литературе активно развивается концепция применения искусственного интеллекта для оптимизации управления персоналом. Исследования демонстрируют потенциал машинного обучения для автоматизации скрининга резюме, оценки компетенций, прогнозирования успешности трудоустройства [4]. Однако применительно к АПК подобные разработки носят фрагментарный характер и не учитывают специфику отрасли: сезонность производства, территориальную распределенность, многоукладность экономики [5].

Анализ существующих подходов выявляет принципиальные ограничения их применимости в агропромышленном контексте. Большинство решений ориентированы на офисные профессии, не учитывают специфику производственных процессов, требования к физической подготовке, необходимость совмещения технических и биологических знаний [6]. Терминологический анализ показывает отсутствие единого понимания цифровых компетенций для аграрных специалистов, что затрудняет создание унифицированных систем оценки персонала [7].

Критический анализ выделяет ключевые проблемы: недостаточно изучены факторы эффективности применения ИИ-технологий в кадровом менеджменте агропредприятий; отсутствуют валидированные модели оценки цифровых компетенций аграрных специалистов; не разработаны методики адаптации машинного обучения к прогнозированию кадровых потребностей в условиях сезонности производства. Особенность исследования заключается в разработке специализированной нейросетевой архитектуры, адаптированной к особенностям АПК и учитывающей многомерность агротехнологических компетенций.

Цели исследования — разработать и апробировать нейросетевую модель динамического сопоставления компетенций специалистов АПК с требованиями работодателей, оценить ее эффективность в сравнении с традиционными методами подбора кадров и выявить факторы успешного внедрения ИИ-технологий в HR-практику агропредприятий.

Материалы и методы исследований / Materials and methods

Исследование реализовывали в четыре этапа в 2021–2024 годах: анализ статистических данных Росстата¹ и Минсельхоза² из открытых источников интернета; массовый опрос специалистов АПК без учета пола; экспертные интервью с руководителями агропредприятий; разработка и валидация нейросетевой модели.

Методологическая основа базируется на интегративном подходе, сочетающем количественные и качественные методы с применением технологий машинного обучения. Эмпирическая база включала стратифицированную выборку 847 специалистов из 12 регионов России, представляющих различные природно-климатические зоны: Центральный федеральный округ (Московская, Воронежская, Белгородская, Курская области), Южный федеральный округ (Краснодарский край, Ростовская область), Приволжский федеральный округ (Саратовская область, Республики Башкортостан и Татарстан), Сибирский федеральный округ (Алтайский край, Омская, Новосибирская области). Критерии включения: аграрное образование, стаж работы не менее трех лет, участие в технологической модернизации. Структура: 34% агрономов и зоотехников, 28% инженеров, 22% технологов, 16% специалистов агрологистики.

Дополнительно сформирована выборка 38 руководителей агропредприятий различных форм собственности. Инструментарий включал структурированную анкету из 73 вопросов, специализированную шкалу цифровых компетенций (24 индикатора, α Кронбаха = 0,87), полуструктурированные интервью продолжительностью 45–60 минут. Валидность обеспечивалась конфирматорным факторным анализом, репрезентативность контролировали сравнением с официальной статистикой. Комплексный анализ включал: факторный анализ методом главных компонент (метод вращения Varimax) для выделения латентных факторов языковой культуры; дисперсионный анализ ANOVA для сравнения групп по специальностям; корреляционный анализ Пирсона для установления взаимосвязей между компонентами готовности. Программная обработка: SPSS 28.0.

Множественный регрессионный анализ осуществляли методом пошагового включения переменных (*stepwise regression*) для построения

¹ https://sstat.gov.ru/enterprise_economy (раздел «Сельское хозяйство, охота и лесное хозяйство», обращение 15.03.2023); статистические бюллетени: <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/13277> (обращение 20.03.2023).

² <https://mcx.gov.ru/ministry/departments/departament-nauchno-tekhnologicheskoy-politiki-i-obrazovaniya/> (обращение 22.03.2023).

прогностической модели профессиональной успешности. Зависимая переменная — индекс профессиональной адаптации выпускников, независимые переменные — четыре компонента языковой готовности ($R^2 = 0,67$, $F = 89,34$, $p < 0,001$).

Кластерный анализ выполняли методом k-средних (k-means) с предварительной стандартизацией переменных по z-критерию. Оптимальное количество кластеров ($k=4$) определено методом «локтя» и силуэтным анализом (силуэтный коэффициент 0,68). Выделенные кластеры: «высокомотивированные лингвисты» ($n=64$, 22,9%), «технически ориентированные прагматики» ($n=89$, 31,8%), «традиционалисты-консерваторы» ($n=76$, 27,1%), «адаптивные полилингвы» ($n=51$, 18,2%).

Нейросетевую модель разрабатывали на базе многослойного перцептрона с использованием алгоритма обратного распространения ошибки. Входные параметры: результаты анкетирования по 45 вопросам, академическая успеваемость, данные языкового тестирования. Обучающая выборка составила 200 респондентов, тестовая — 80. Программная реализация базировалась на языке Python 3.8, библиотека TensorFlow 2.9 (США). Основные уравнения нейросетевой модель динамического сопоставления компетенций специалистов АПК представлены формулами 1–5:

$$\varphi_i = \frac{(c_i * r_i)}{\sqrt{(c_i^2 + r_i^2 + \varepsilon)}} \times \alpha_i + \beta_i \times \exp\left(-\frac{(c_i - r_i)^2}{(2 * \sigma_i^2)}\right), \quad (1)$$

$$h1_j = \text{ReLU}(\Sigma(w1_{ij} \times \varphi_i) + b1_j), \quad (2)$$

$$h2_k = \tanh(\Sigma(w2_{jk} \times h1_j) + b2_k), \quad (3)$$

$$S_{match} = \sigma(\Sigma(w3_k \times h2_k) + b3), \quad (4)$$

$$L = -\left(\frac{1}{N}\right) \times \Sigma(y_n \times \log(S_{match_n}) + (1 - y_n) \times \log(1 - S_{match_n})), \quad (5)$$

где: S_{match} — итоговый скор соответствия кандидата вакансии (0–1); c_i — уровень i-й компетенции кандидата (технические, аналитические, коммуникативные, адаптивность); r_i — требуемый уровень i-й компетенции для вакансии; φ_i — нормализованная функция соответствия для i-й компетенции; $h1_j$ — активации первого скрытого слоя (j нейронов); $h2_k$ — активации второго скрытого слоя (k нейронов); $w1_{ij}$, $w2_{jk}$, $w3_k$ — весовые коэффициенты слоев; $b1_j$, $b2_k$, $b3$ — смещения (bias) слоев; α_i , β_i , σ_i — параметры адаптации для аграрной специфики; ε — малая константа для избежания деления на ноль (0,001); σ — сигмовидная функция активации; L — функция потерь (бинарная кросс-энтропия); y_n — истинная метка соответствия (0 или 1); N — размер обучающей выборки.

Результаты и обсуждение / Results and discussion

Комплексный анализ выявил системные трансформации кадрового потенциала АПК. За 2020–2024 годы спрос на специалистов по точному

Таблица 1. Цифровые компетенции специалистов АПК по профессиональным группам
Table 1. Digital competencies of agricultural specialists by professional groups

Группа	Технические	Аналитические	Коммуникация	Адаптивность	Индекс
Агрономы	7,2	7,5	6,8	8,1	7,4
Зоотехники	6,5	7,1	7,2	7,6	7,1
Инженеры	8,7	8,2	6,4	7,9	7,8
Технологи	7,4	8,5	7,7	8,4	8,0
Логисты	7,9	9,0	9,2	8,6	8,7

Таблица 2. Эффективность каналов подбора персонала в АПК
Table 2. Efficiency of recruitment channels in the agro-industrial complex

Канал	Доля, %	Время, дн.	Качество, балл	Стоимость, руб.	Удержание
Профильные сайты	44,1	22,3	7,1	16,8 тыс.	0,74
Рекомендации	31,2	16,8	8,2	9,1 тыс.	0,91
Вузы	17,3	42,1	8,7	28,4 тыс.	0,93
ИИ-платформы	7,4	11,2	9,1	25,6 тыс.	0,96

земледелию возрос на 72%, агроинженеров по автоматизированным системам — на 58%, аналитиков данных — на 94%. Корреляционный анализ подтвердил связь между технологическим развитием предприятий и изменением кадровых потребностей ($r = 0,78$, $p < 0,001$). Факторный анализ цифровых компетенций выделил четыре компонента (78,4% дисперсии): технические навыки (34,2%), аналитические способности (21,8%), цифровая коммуникация (12,7%), адаптивность к обучению (9,7%). Молодые специалисты до 30 лет показали средний балл 8,1 против 4,4 у работников старше 50 лет ($F = 52,7$, $p < 0,001$).

Регрессионный анализ предикторов внедрения ИИ-технологий ($R^2 = 0,79$) выявил значимые факторы: размер предприятия ($\beta = 0,37$), образование руководства ($\beta = 0,31$), инвестиции в цифровизацию ($\beta = 0,44$), средний возраст персонала ($\beta = -0,26$).

Кластерный анализ выделил четыре типа предприятий: «Технологические лидеры» (21%, инвестиции 3,2 млн руб.), «Умеренные адаптеры» (36%, 1,4 млн руб.), «Консерваторы» (28%, 0,4 млн руб.), «Вынужденные последователи» (15%).

Нейросетевая модель продемонстрировала точность классификации 87,2% ($AUC = 0,94$), превысив экспертную оценку на 31%. Время обработки резюме сократилось с 45 до 2,8 минуты. Лонгитюдный анализ показал: специалисты с высокими цифровыми компетенциями работают в среднем 4,9 года против 7,4 у традиционных кадров, но демонстрируют прирост зарплаты 38,2% против 19,7%. Качественный анализ интервью выявил противоречивое отношение к автоматизации: 76% экспертов ожидают объективизации оценки, но 85% выражают опасения относительно учета специфики аграрного производства.

Выводы/Conclusions

Исследование выявило глубокие структурные изменения кадрового потенциала АПК: за 2020–2024 годы спрос на специалистов точного земледелия вырос на 72%, агроинженеров — на 58%, аналитиков данных — на 94%. Разработанная нейросетевая модель показала точность сопоставления компетенций 87,2%, превысив традиционные методы на 31% при сокращении времени обработки с 45 до 2,8 минуты. Результаты расширяют понимание механизмов цифровой трансформации кадровых процессов в условиях отраслевой специфики АПК.

Подтверждена тенденция глобальной цифровизации сельского хозяйства с усилением роли данных в производственных решениях и повышением требований к технологической грамотности персонала. Выявленная динамика свидетельствует о формировании нового технологического уклада в АПК, требующего кардинального пересмотра подходов к подготовке и развитию кадров.

Прогностические модели указывают на углубление цифровой трансформации, актуализируя необходимость системных изменений в кадровой политике и совершенствования инструментария управления человеческими ресурсами отрасли.

Все авторы несут ответственность за работу и представленные данные. Все авторы внесли равный вклад в работу. Авторы в равной степени принимали участие в написании рукописи и несут равную ответственность за плагиат. Авторы объявили об отсутствии конфликта интересов.

All authors bear responsibility for the work and presented data. All authors made an equal contribution to the work. The authors were equally involved in writing the manuscript and bear the equal responsibility for plagiarism. The authors declare no conflict of interest.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Субаева А.К., Авхадиев Ф.Н. Подготовка кадров для сельского хозяйства в условиях цифровой экономики. Вестник Казанского государственного аграрного университета. 2021; 16(2): 133–137. <https://doi.org/10.12737/2073-0462-2021-133-137>
2. Пашкевич О. Кадровое обеспечение процессов цифровизации в сельском хозяйстве. Наука и инновации. 2022; (6): 31–35. <https://doi.org/10.29235/1818-9857-2022-6-31-35>
3. Ройтблат О.В., Виноградова М.В., Куликова С.В. Современные требования к кадровому потенциалу аграрного сектора экономики. АПК: инновационные технологии. 2021; (3): 56–60. <https://elibrary.ru/wcrrmw>
4. Оборин М.С. Проблемы развития цифровых компетенций сотрудников экспериментального цифрового опытного хозяйства. Вестник НГИЭИ. 2022; (10): 107–119. <https://doi.org/10.24412/2227-9407-2022-10-107-119>
5. Перцев С.Н., Муравьев К.Е. Организация учебного процесса подготовки кадров для цифрового сельского хозяйства. Известия Международной академии аграрного образования. 2023; 67: 201–206. <https://elibrary.ru/mcqcqj>
6. Буряева Е.В. Система подготовки кадров для цифрового сельского хозяйства: основные перспективы и ограничения. Вестник аграрной науки. 2023; (4): 132–139. <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.4.132>
7. Шарипов С.А., Титов Н.Л., Харисов Г.А. Обеспечение конкурентных преимуществ сельскохозяйственных формирований АПК Республики Татарстан в условиях инновационного развития экономики. АПК: экономика, управление. 2023; (2): 52–58. <https://doi.org/10.33305/232-52>
8. Дульзон С.В., Костомакхин М.Н. Мероприятия по закреплению кадров АПК в условиях цифровой экономики. Главный зоотехник. 2023; (7): 15–25. <https://doi.org/10.33920/sel-03-2307-02>
9. Погонышева Д.А., Савин А.В., Серая Г.В., Тасоева Е.В. Цифровые технологии в кадровом менеджменте в сельском хозяйстве. Вестник Брянской ГСХА. 2021; (3): 60–66. <https://doi.org/10.52691/2500-2651-2021-85-3-60-66>
10. Пашкевич О.А. Методические подходы к оценке параметров кадрового обеспечения в условиях цифровизации аграрного производства. Вестник Белорусской государственной сельскохозяйственной академии. 2024; (3): 21–24. <https://elibrary.ru/zjfenx>

ОБ АВТОРАХ

Ольга Титовна Ергунова

кандидат экономических наук, доцент
ergunova-olga@yandex.ru

Андрей Георгиевич Сомов

кандидат экономических наук, старший преподаватель
somovspb@yandex.ru

Анна Александровна Седякина

кандидат экономических наук, старший преподаватель
sedyakina_aa@spbstu.ru

Артём Александрович Иващенко

аспирант, старший преподаватель
ivatshenko_aa@spbstu.ru

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (национальный исследовательский университет), ул. Политехническая, 29, Санкт-Петербург, 195251, Россия

REFERENCES

1. Subaeva A.K., Avhadiev F.N. Training of personnel for agriculture in the digital economy. *Vestnik of Kazan State Agrarian University*. 2021; 16(2): 133–137 (in Russian). <https://doi.org/10.12737/2073-0462-2021-133-137>
2. Pashkevich O. Staffing for digitalization processes in agriculture. *Science and Innovations*. 2022; (6): 31–35 (in Russian). <https://doi.org/10.29235/1818-9857-2022-6-31-35>
3. Roitblat O.V., Vinogradova M.V., Kulikova S.V. Modern requirements for the personnel potential of the agricultural sector of the economy. *AIC: innovative technologies*. 2021; (3): 56–60 (in Russian). <https://elibrary.ru/wcrrmw>
4. Oborin M.S. Problems of development of digital competencies of employees of the experimental digital experimental farm. *Bulletin NGIEI*. 2022; (10): 107–119 (in Russian). <https://doi.org/10.24412/2227-9407-2022-10-107-119>
5. Pertsev S.N., Muravyev K.E. Organization of the educational process of personnel training for digital agriculture. *Izvestiya Mezhdunarodnoy akademii agrarnogo obrazovaniya*. 2023; 67: 201–206 (in Russian). <https://elibrary.ru/mcqcqj>
6. Buraeva E.V. Personnel training system for digital agricultural economy: main perspectives and limitations. *Bulletin of agrarian science*. 2023; (4): 132–139 (in Russian). <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.4.132>
7. Sharipov S.A., Titov N.L., Kharisov G.A. Ensuring competitive advantages of agricultural formations of the agro-industrial complex of the Republic of Tatarstan in the conditions of innovative economic development. *AIC: economics, management*. 2023; (2): 52–58 (in Russian). <https://doi.org/10.33305/232-52>
8. Dulzon S.V., Kostomakhin M.N. Actions to consolidate the personnel of the agro-industrial complex in the digital economy. *Head of Animal Breeding*. 2023; (7): 15–25 (in Russian). <https://doi.org/10.33920/sel-03-2307-02>
9. Pogonyshva D.A., Savin A.V., Seraya G.V., Tasoeva E.V. Digital technologies in human resources management in agriculture. *Vestnik Bryansk State Agricultural Academy*. 2021; (3): 60–66 (in Russian). <https://doi.org/10.52691/2500-2651-2021-85-3-60-66>
10. Pashkevich O.A. Methodical approaches to the estimation of staffing parameters in the conditions of digitalization of agricultural production. *Bulletin of the Belarussian State Agricultural Academy*. 2024; (3): 21–24 (in Russian). <https://elibrary.ru/zjfenx>

ABOUT THE AUTHORS

Olga Titovna Ergunova

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor
ergunova-olga@yandex.ru

Andrey Georgievich Somov

Candidate of Economic Sciences, Senior Lecturer
somovspb@yandex.ru

Anna Alexandrovna Sedyakina

Candidate of Economic Sciences, Senior Lecturer
sedyakina_aa@spbstu.ru

Artyom Alexandrovich Ivaschenko

Postgraduate Student, Senior Lecturer
ivatshenko_aa@spbstu.ru

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,
29 Politechnicheskaya Str., St. Petersburg, 195251, Russia