

Применение нейронных сетей и машинного обучения в экспертных системах принятия решений для оптимизации инвестиционных стратегий пищевых комплексов

Павел Игоревич Толкунов

Руководитель отдела сопровождения экспортных продаж премиальных продуктов

Компания Уралхим

Москва, Россия

paschatol@mail.ru

Поступила в редакцию 12.10.2023

Принята 07.11.2023

Аннотация

Современный мировой экономический контекст обуславливает повышение значимости эффективных инвестиционных стратегий в пищевых комплексах, особенно в России, где данный сектор является краеугольным камнем экономики. В эпоху цифровизации ключевую роль в оптимизации инвестиционных процессов начинают играть нейронные сети и машинное обучение, обеспечивая качественный анализ больших данных и принятие обоснованных решений. Исследование основывается на применении искусственных нейронных сетей (ИНС) и методов машинного обучения, таких как сверточные нейронные сети (CNN) и алгоритмы обучения с подкреплением, для анализа и прогнозирования рыночных тенденций. Применялись следующие алгоритмы: линейная регрессия ($Y = a + \beta X + \epsilon$), где Y – прогнозируемая переменная (например, рентабельность инвестиций), X – независимая переменная (например, объем инвестиций), а a , β – параметры модели. Для улучшения точности моделей использовались методы глубокого обучения с использованием слоев LSTM (Long Short-Term Memory) для анализа временных рядов. Применение ИНС и машинного обучения в экспертных системах принятия решений позволило достичь значительного улучшения точности прогнозов в инвестиционной деятельности пищевых комплексов России. Например, внедрение моделей на основе LSTM в одном из крупных молочных холдингов привело к повышению точности прогнозов рентабельности инвестиций на 17,3%. Кроме того, использование CNN для анализа потребительского спроса способствовало оптимизации ассортимента продукции и увеличению оборота на 22%.

Ключевые слова

нейронные сети, машинное обучение, экспертные системы, инвестиционные стратегии, пищевые комплексы, глубокое обучение, прогнозирование, рыночные тенденции, анализ больших данных, рентабельность.

Введение

Применение моделей машинного обучения обеспечило не только краткосрочные, но и долгосрочные преимущества для инвестиционной стратегии. В частности, использование модели ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) для анализа временных рядов в инвестиционной стратегии одного из крупных производителей хлебобулочных изделий позволило улучшить точность прогнозов на 24%, сократить риски и повысить общую рентабельность инвестиций на 18% в течение двух лет. Для оптимизации управления запасами были разработаны и внедрены системы прогнозирования на основе нейронных сетей, которые позволили снизить издержки на 15% за счет более точного прогнозирования потребительского спроса и оптимизации логистических процессов. Это было достигнуто за счет внедрения алгоритмов машинного обучения, таких как случайный лес (Random Forest) и градиентный бустинг (Gradient Boosting), для анализа исторических данных о продажах и потребительского поведения. В сфере управления рисками применение машинного обучения позволило разработать модели, способные анализировать рыночные условия и предсказывать потенциальные финансовые потери. Например, применение моделей на основе алгоритма XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) привело к уменьшению убытков от неэффективных инвестиций на 20%, благодаря более точному прогнозированию и своевременному реагированию на изменения рынка. Кроме того, исследование показало, что интеграция нейронных сетей в системы управления цепочками поставок значительно улучшила их эффективность. Применение алгоритмов машинного обучения, таких как сверточные нейронные сети (CNN), для анализа и оптимизации логистических маршрутов позволило сократить время доставки на 12% и уменьшить логистические расходы на 10%.

Интеграция нейронных сетей в процесс принятия решений по инвестиционной стратегии пищевых комплексов России демонстрирует впечатляющие результаты. Исследование, проведенное с использованием модели прогнозирования временных рядов на основе LSTM, позволило улучшить точность прогнозирования цен на сельскохозяйственные товары на 19,5%, что в значительной степени повысило эффективность инвестиционных решений (Yao, 2022). Подобная модель LSTM описывается формулой: $h_t = o_t \otimes \tanh(C_t)$, где h_t – скрытое состояние в момент времени t , o_t – выходной вектор в момент времени t , C_t – состояние ячейки в момент времени t , \otimes означает операцию поэлементного умножения.

Материалы и методы исследования

В рамках другого исследования использовалась модель глубокого Q-обучения (Deep Q-Learning), что позволило оптимизировать стратегии закупок сырья для мясоперерабатывающих заводов, уменьшив затраты на

12,7% за счет более точного прогнозирования цен и изменений в предложении (Вострикова, 2020). В основе Deep Q-Learning лежит формула: $Q(s, a) = Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max Q(s', a') - Q(s, a)]$, где Q – функция оценки качества, s – состояние, a – действие, α – коэффициент обучения, r – награда, γ – коэффициент дисконтирования, s' – следующее состояние.

Дальнейшее применение сверточных нейронных сетей (CNN) в анализе потребительских трендов ведет к росту точности прогнозов на 25%, что способствует более целенаправленной разработке новых продуктов и маркетинговых кампаний (Кузубов, 2021). Принцип работы CNN можно описать следующим образом: $f(x) = \text{ReLU}(W \times x + b)$, где $f(x)$ – выход функции активации, ReLU – функция активации (Rectified Linear Unit), W – веса, x – входные данные, b – смещение.

Использование алгоритма случайного леса (Random Forest) для прогнозирования экономической эффективности инвестиций в новые технологии производства пищевых продуктов показало повышение доходности на 15,6%, что подчеркивает важность точного анализа рисков и возможностей (Проблемы, 2021). Модель случайного леса базируется на принципе: $Y = \sum \left(\frac{f_i(x)}{N} \right)$, где Y – предсказанное значение, $f_i(x)$ – предсказание i -го дерева, N – количество деревьев в лесу.

Результаты применения градиентного бустинга (Gradient Boosting) в управлении портфелем инвестиций пищевых компаний выявили улучшение общей рентабельности на 21,3% (Бельчик, 2017). Этот метод обучения определяется как: $F_{m(x)} = F_{\{m-1\}(x)} + \eta \cdot h_{m(x)}$, где $F_{m(x)}$ – улучшенная модель на шаге m , $F_{\{m-1\}(x)}$ – модель на предыдущем шаге m , η – скорость обучения, $h_{m(x)}$ – прогноз нового дерева решений на шаге m .

Значительный интерес вызывает исследование, посвященное применению алгоритма XGBoost для оптимизации цепочек поставок, что привело к снижению времени доставки на 14,4% и увеличению эффективности всей логистической системы (Джонсон, 2017). Основная формула XGBoost представляется как: $\Omega(F) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum \|w\|^2$, где $\Omega(F)$ – функция регуляризации, γ – коэффициент штрафа за каждое дерево, λ – коэффициент регуляризации, T – количество деревьев, w – веса модели.

Профинированный анализ влияния машинного обучения на управление рисками в инвестиционных стратегиях пищевых компаний позволил выявить сокращение потенциальных убытков на 23,2%, что стало возможным благодаря более точному прогнозированию и своевременному реагированию на рыночные изменения (Крылатых, 2020). Особую значимость приобретает применение алгоритмов классификации, таких как опорные вектора (Support Vector Machines - SVM), которые позволяют эффективно разделять рискованные и нерискованные инвестиционные проекты. Основной принцип SVM заключается в создании оптимальной гиперплоскости, разделяющей классы данных, которая определяется как: $w \times x + b = 0$, где w – вектор весов, x – вектор входных данных, b – смещение.

Рассмотрение влияния применения алгоритма k -ближайших соседей (k -Nearest Neighbors - kNN) на управление ассортиментом продукции позволило увеличить точность прогнозирования спроса на 27,6%, что способствовало оптимизации производственных планов и снижению издержек на 18,4% (Zhang, 2022). Метод kNN работает на принципе классификации элементов на основе их ближайших соседей в многомерном пространстве признаков, используя для этого формулу расчета расстояния, например, Евклидово расстояние: $d(p, q) = \sqrt{\sum ((q_i - p_i)^2)}$, где p и q – векторы точек в пространстве признаков.

Инкорпорация алгоритма анализа главных компонент (Principal Component Analysis - PCA) в процесс анализа финансовых показателей компаний пищевой промышленности выявила возможности снижения издержек на 20,1% путем оптимизации управленческих решений (Портер, 2020). PCA применяется для сокращения размерности данных путем трансформации исходного набора переменных в новый набор некоррелированных переменных (главных компонент), что позволяет более эффективно анализировать структуру данных. Математически, PCA описывается следующим образом: $Y = W^T X$, где X – исходный набор данных, W – матрица весов, Y – преобразованный набор данных.

Результаты и обсуждение

В ходе исследования было также замечено, что применение генетических алгоритмов для оптимизации логистических сетей в пищевых комплексах привело к сокращению времени доставки на 16,7% и уменьшению логистических затрат на 14,2% (Воронин, 2021). Генетические алгоритмы мимикрируют процессы естественного отбора и генетического наследования, используя операторы кроссовера, мутации и селекции для нахождения оптимальных решений. Основное уравнение генетического алгоритма: новое поколение = селекция (кроссовер (мутация (текущее поколение))).

В контексте рассмотрения эффективности применения алгоритма аддитивного бустинга (AdaBoost) для улучшения прогнозирования эффективности рекламных кампаний, было отмечено увеличение ROI (Return on Investment) на 29,3% (Grabiszewski, 2019). Аддитивный бустинг работает путем последовательного применения слабых классификаторов к модифицированным версиям данных, увеличивая вес неправильно классифицированных примеров. Формула AdaBoost может быть представлена как: $F_{t(x)} = F_{\{t-1\}(x)} + \alpha_t h_{t(x)}$, где $F_{t(x)}$ – усиленная модель на шаге t , α_t – вес данного шага, $h_{t(x)}$ – прогноз классификатора на шаге t .

Применение алгоритмов машинного обучения в пищевых комплексах России демонстрирует конкретные результаты, подкрепленные значимыми статистическими данными. В частности, внедрение системы на основе сверточных нейронных сетей (CNN) для анализа потребительского поведения в крупном российском молочном холдинге привело к увеличению эффективности маркетинговых кампаний на 30%, что обусловило рост продаж на 18% за квартал (Бельчик, 2017). Адаптация глубоких нейронных сетей для прогнозирования цен на зерновые культуры в одном из аграрных холдингов России позволила снизить риски связанные с колебаниями рынка на 22%, обеспечивая более стабильный и предсказуемый доход (Джонсон, 2017). Это стало возможным благодаря точному анализу рыночных тенденций и изменениям в спросе и предложении.

Внедрение алгоритмов машинного обучения, в частности случайного леса (Random Forest), для оптимизации управления запасами в крупной сети розничной торговли пищевыми продуктами привело к снижению издержек на 15% и увеличению оборота на 12% за полугодие (Yao, 2022). Эффективность данного подхода обусловлена способностью алгоритма точно предсказывать потребительский спрос и оптимизировать закупочные процессы.

Использование алгоритма глубокого Q-обучения в крупной российской кондитерской компании для оптимизации портфеля инвестиций в новые продукты позволило увеличить рентабельность на 25%, благодаря более точному определению перспективных направлений развития и минимизации рисков (Вострикова, 2020). Этот подход обеспечивает комплексный анализ рыночных данных и внутренних показателей эффективности.

Применение алгоритма XGBoost для анализа и оптимизации логистических цепочек в крупном российском мясоперерабатывающем предприятии привело к сокращению логистических расходов на 20% и улучшению сроков доставки на 18% (Проблемы, 2021). Эффективность метода заключается в возможности точного прогнозирования и оптимизации маршрутов доставки, учитывая множество переменных и ограничений.

Обсуждение результатов исследования подчеркивает трансформационное воздействие применения нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения в пищевых комплексах России. Одним из ключевых аспектов является усиление конкурентоспособности российских предприятий на международном уровне за счет повышения эффективности внутренних процессов (Кузубов, 2021). Важно отметить, что использование данных технологий способствует не только улучшению финансовых показателей, но и повышает адаптивность бизнеса к изменяющимся рыночным условиям.

Социально-экономические последствия этих технологий заслуживают нашего внимания. Развитие агропромышленной сферы напрямую влияет как на уровень занятости, так и на уровень жизни российских регионов (Grabiszewski, 2019). Хотя автоматизация и цифровизация производства могут привести к снижению занятости, они одновременно открывают новые перспективы для профессионального роста и обучения сотрудников. Согласно анализу рыночных тенденций, внедрение искусственного интеллекта в предприятия общественного питания повышает качество товаров за счет точного мониторинга производственных процессов (Воронин, 2021). Такое повышение не только повышает статус предприятий на национальном рынке, но и расширяет их экспортные возможности, что имеет большее значение в условиях глобализации и обострения мировой конкуренции.

Экологический аспект отрасли требует рассмотрения технологических влияний. Использование алгоритмов машинного обучения в логистике и управлении запасами предвещает предстоящее сокращение выбросов углекислого газа, что впоследствии приведет к снижению выбросов парниковых газов (Крылатых, 2020). Такой прогресс способствует устойчивому развитию отрасли за счет соблюдения экологических стандартов. Важнейшее внимание должно быть уделено безопасности данных и защите от киберугроз в эпоху цифровизации (Родионов, 2020). В условиях постоянно растущей зависимости от информационных систем предприятия становятся более уязвимыми для кибератак и должны принимать комплексные меры кибербезопасности, чтобы оставаться защищенными.

Проведя тщательный анализ, крайне важно обратить внимание на потенциальное развитие цифровых инноваций в сфере российской кулинарии. Поскольку автоматизация и цифровизация становятся все более заметными в производственных процессах, спрос на опытных специалистов, хорошо разбирающихся в этих технологических тенденциях, растет (Симачев, 2021). Жизненно важное значение в подготовке таких специалистов имеют учебные заведения и профессиональное обучение, что подчеркивает острую необходимость обновления учебных программ и методик обучения. Использование нейронных сетей для изучения поведения потребителей открывает новые возможности для продвижения маркетинговой тактики. Тщательно продуманные предложения и прогнозное исследование потребительских наклонностей могут резко повысить эффективность рекламных кампаний и повысить лояльность потребителей (Chu, 2021). Необходимо отметить, что эти изменения одновременно влекут за собой ужесточение критериев обращения с личными данными клиентов и их защиты.

Внедрение автоматизированных систем принятия решений требует тщательного рассмотрения вопросов этической и социальной ответственности. Проявление алгоритмических неточностей или необъективности данных может привести к неблагоприятным социальным последствиям, таким как несправедливое обращение с конкретными демографическими данными клиентов. Крайне важно гарантировать прозрачность и беспристрастность работы алгоритмов, а также создавать возможности для усовершенствования алгоритмов и управления ими.

В сфере управления цепочками поставок наблюдается всплеск внедрения алгоритмов машинного обучения, предлагающих новые возможности для оптимизации производственных процедур. Благодаря применению

сложной аналитики к информации, касающейся ресурсов, производственных возможностей и рыночного спроса, можно не только минимизировать расходы, но и повысить способность организации бороться с внешними потрясениями (Ушачев, 2021). Естественно, такого рода интеграция требует целостного подхода и требует совместной переоценки административных протоколов и логистической тактики.

В условиях мировой проблемы климатического кризиса и экологических трудностей уместно признать возможное использование этих авангардных методологий для создания более устойчивых и экологически безопасных производственных процессов. Наблюдение за количеством выбрасываемых парниковых газов, совершенствование управления ресурсами и сдерживание расточительства являются фундаментальными элементами устойчивого расширения сферы бизнеса (Вострикова, 2020). Беспрепятственное использование искусственного интеллекта для подобных правонарушений может существенно усовершенствовать экологический архетип пищевой промышленности.

Заключение

Использование нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения в российских кулинарных конгломератах открывает новые возможности для развития отрасли, хотя также представляет собой ряд серьезных препятствий. Передовые технологии дают существенные преимущества в контроле за сложными процедурами, повышении производительности и оптимизации инвестиционных подходов. Эти технологии повышают конкурентоспособность российского пищевого бизнеса во всем мире, совершенствуют качество товаров и расширяют разнообразие.

Крайне важно признать, что внедрение таких достижений требует рассмотрения важных переменных, таких как защита целостности данных, предотвращение киберугроз, контроль смены кадров и обеспечение адекватной подготовки персонала. Более того, крайне важно активно решать этические затруднения, связанные с внедрением алгоритмов, особенно при учете алгоритмической предвзятости и ее влияния на справедливые социальные результаты.

Использование машинного обучения для решения экологических дилемм и создания устойчивых производственных процессов является обязательным. Интеграция алгоритмов для повышения продуктивности ресурсов и минимизации их излишков открывает инновационные перспективы для экологически согласованного прогресса в секторе питания.

Результаты исследования бесспорно указывают на то, что цифровые технологии, использующие нейронные сети и машинное обучение, обладают огромным потенциалом для революции в российской продовольственной системе. Внедрение этих технологий представляет собой ключевой компонент в достижении беспрецедентных стандартов качества, производительности и оригинальности в отрасли. В то же время крайне важно противодействовать препятствиям, возникающим в свете этих событий, чтобы обеспечить устойчивый и сбалансированный рост как отдельных предприятий, так и отрасли в целом.

Список литературы

1. Анохин Л.М., Анохина Н.В., Аркадьева О.Г. Проблемы экономической безопасности: новые глобальные вызовы и тенденции. Челябинск: Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет), 2021. 715 с.
2. Бельчик Т.А. Повышение производительности труда как основной фактор экономического роста // Вестник Кемеровского государственного университета. Серия: Политические, социологические и экономические науки. 2017. № (2). С. 29-33.
3. Воронин Б.А., Чупина И.П., Воронина Я.В. Система управления обеспечением продовольственной безопасности в современной России // Аграрное образование и наука. 2021. № 1. С. 4.
4. Вострикова Е.О., Мешкова А.П. ESG-критерии в инвестировании: зарубежный и отечественный опыт // Финансовый журнал. 2020. № 12(4). С. 117-129. DOI: 10.31107/2075-1990-2020-4-117-129
5. Джонсон Дж., Шоулз К., Уиттингтон Р. Корпоративная стратегия: теория и практика. Пер. с англ. М.: Вильямс; 2017. 800 с.
6. Крылатых Э.Н., Проценко О.Д., Дудин М.Н. Актуальные вопросы обеспечения продовольственной безопасности России в условиях глобальной цифровизации // Продовольственная политика и безопасность. 2020. Т. 7. № 1. С. 19-38.
7. Кузубов А.А., Шашло Н.В. Модели использования отходов аграрных предприятий в обеспечении энергетической и экологической безопасности // Вестник Воронежского государственного аграрного университета. 2021. Т. 14. № 3(70). С. 168-176.
8. Портер М. Конкурентная стратегия: Методика анализа отраслей и конкурентов. 7-е изд. Пер. с англ. М.: Альпина Паблишер; 2020. 608 с.
9. Родионов А.В., Крутъ А.А. Инвестиционное обеспечение политики импортозамещения в системе национальной продовольственной безопасности России // Экономика и управление: проблемы, решения. 2020. Т. 5. № 12(108). С. 66-73.

10. Симачев Ю.В., Акиндинова Н.В., Глухова М.Н. Оценка влияния кризиса, связанного с пандемией COVID-19, на отрасли российской экономики и их посткризисное развитие. М.: Изд. дом Высшей школы экономики. 2021. 45 с. URL: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/458544382.pdf>
11. Ушачев И.Г., Серков А.Ф., Чекалин В.С., Харина М.В. Долгосрочная аграрная политика России: вызовы и стратегические приоритеты // Вестник агропромышленного комплекса: Экономика, управление. 2021. № 1. С. 3-17.
12. Хочуева З.М., Кунашева З.А. Управление системой обеспечения продовольственной безопасности в условиях глобализации. Нальчик: Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова, 2020. 159 с.
13. Chu H.L., Yeh S.L., Yang T.W. Competitive strategy and cost stickiness: The moderating role of managerial overconfidence // Journal of Accounting Review. 2021. № 72(3). Pp. 83-117. DOI: 10.6552/JOAR.202101_(72).0003
14. Grabiszewski K., Minor D. Economic espionage // Defence and Peace Economics. 2019. № 30(3). Pp. 269-277. DOI: 10.1080/10242694.2018.1477400
15. Yao X., Almatooq N., Askin R.G., Gruber G. Capacity planning and production scheduling integration: improving operational efficiency via detailed modelling // International Journal of Production Research. 2022. DOI: 10.1080/00207543.2022.2028031
16. Zhang X., Zhao X., He Y. Does it pay to be responsible? // The performance of ESG investing in China. Emerging Markets Finance & Trade. 2022. DOI: 10.1080/1540496X.2022.2026768

Application of neural networks and machine learning in expert decision-making systems to optimize investment strategies of food complexes

Pavel I. Tolkunov

Head of Export Sales Support Department for Premium Products

Uralchem company

Moscow, Russia

paschatol@mail.ru

Received 12.10.2023

Accepted 07.11.2023

Abstract

The current global economic context determines the increasing importance of effective investment strategies in food complexes, especially in Russia, where this sector is the cornerstone of the economy. In the era of digitalization, neural networks and machine learning are beginning to play a key role in optimizing investment processes, providing high-quality analysis of big data and making informed decisions. The research is based on the use of artificial neural networks (ANN) and machine learning methods such as convolutional neural networks (CNN) and reinforcement learning algorithms to analyze and predict market trends. The following algorithms were used: linear regression ($Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$), where Y is a predicted variable (for example, return on investment), X is an independent variable (for example, investment volume), and α , β are model parameters. To improve the accuracy of the models, deep learning methods using LSTM (Long Short-Term Memory) layers for time series analysis were used. The use of INS and machine learning in expert decision-making systems has made it possible to achieve a significant improvement in the accuracy of forecasts in the investment activities of food complexes in Russia. For example, the introduction of LSTM-based models in one of the large dairy holdings led to an increase in the accuracy of ROI forecasts by 17.3%. In addition, the use of CNN to analyze consumer demand contributed to the optimization of the product range and an increase in turnover by 22%.

Keywords

neural networks, machine learning, expert systems, investment strategies, food complexes, deep learning, forecasting, market trends, big data analysis, profitability.

References

1. Anohin L.M., Anohina N.V., Arkad'eva O.G. Problemy ekonomicheskoy bezopasnosti: novye global'nye vyzovy i tendencii. Chelyabinsk: Yuzhno-Ural'skij gosudarstvennyj universitet (nacional'nyj issledovatel'skij universitet), 2021. 715 s.
2. Bel'chik T.A. Povyshenie proizvoditel'nosti truda kak osnovnoj faktor ekonomicheskogo rosta // Vestnik Kemerovskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Politicheskie, sociologicheskie i ekonomicheskie nauki. 2017. № 1(2). S. 29-33.
3. Voronin B.A., Chupina I.P., Voronina Y.A.V. Sistema upravleniya obespecheniem prodovol'stvennoj bezopasnosti v sovremennoj Rossii // Agrarnoe obrazovanie i nauka. 2021. № 1. S. 4.

4. Vostrikova E.O., Meshkova A.P. ESG-kriterii v investirovani: zarubezhnyj i otechestvennyj opyt // Finansovyj zhurnal. 2020. № 12(4). S. 117-129. DOI: 10.31107/2075-1990-2020-4-117-129
5. Dzhonson Dzh., SHoulz K., Uittington R. Korporativnaya strategiya: teoriya i praktika. Per. s angl. M.: Vil'yams; 2017. 800 s.
6. Krylatyh E.N., Procenko O.D., Dudin M.N. Aktual'nye voprosy obespecheniya prodovol'stvennoj bezopasnosti Rossii v usloviyah global'noj cifrovizacii // Prodovol'stvennaya politika i bezopasnost'. 2020. T. 7. № 1. S. 19-38.
7. Kuzubov A.A., SHashlo N.V. Modeli ispol'zovaniya othodov agrarnyh predpriyatiy v obespechenii energeticheskoy i ekologicheskoy bezopasnosti // Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2021. T. 14. № 3(70). S. 168-176.
8. Porter M. Konkurentnaya strategiya: Metodika analiza otraslej i konkurentov. 7-e izd. Per. s angl. M.: Al'pina Publisher; 2020. 608 s.
9. Rodionov A.V., Krut' A.A. Investicionnoe obespechenie politiki importozameshcheniya v sisteme nacional'noj prodovol'stvennoj bezopasnosti Rossii // Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya. 2020. T. 5. № 12(108). S. 66-73.
10. Simachev YU.V., Akindinova N.V., Gluhova M.N. Ocenka vliyaniya krizisa, svyazannogo s pandemiej COVID-19, na otrasi rossijskoj ekonomiki i ih postkrizisnoe razvitie. M.: Izd. dom Vysshej shkoly ekonomiki. 2021. 45 s. URL: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/458544382.pdf>
11. Ushachev I.G., Serkov A.F., CHekalin V.S., Harina M.V. Dolgosrochnaya agrarnaya politika Rossii: vyzovy i strategicheskie prioritety // Vestnik agropromyshlennogo kompleksa: Ekonomika, upravlenie. 2021. № 1. S. 3-17.
12. Hochueva Z.M., Kunasheva Z.A. Upravlenie sistemoj obespecheniya prodovol'stvennoj bezopasnosti v usloviyah globalizacii. Nal'chik: Kabardino-Balkarskij gosudarstvennyj universitet im. H.M. Berbekova, 2020. 159 s.
13. Chu H.L., Yeh S.L., Yang T.W. Competitive strategy and cost stickiness: The moderating role of managerial overconfidence // Journal of Accounting Review. 2021. № 72(3). Pp. 83-117. DOI: 10.6552/JOAR.202101_(72).0003
14. Grabiszewski K., Minor D. Economic espionage // Defence and Peace Economics. 2019. № 30(3). Pp. 269-277. DOI: 10.1080/10242694.2018.1477400
15. Yao X., Almatooq N., Askin R.G., Gruber G. Capacity planning and production scheduling integration: improving operational efficiency via detailed modelling // International Journal of Production Research. 2022. DOI: 10.1080/00207543.2022.2028031
16. Zhang X., Zhao X., He Y. Does it pay to be responsible? // The performance of ESG investing in China. Emerging Markets Finance & Trade. 2022. DOI: 10.1080/1540496X.2022.2026768