

УДК 658.1

DOI: 10.34670/AR.2026.17.24.101

Влияние применения искусственного интеллекта на эффективность распределения финансовых ресурсов предприятия: с позиции внутреннего распределения капитала

Су Фейюе

Аспирант,
Московский финансово-промышленный университет «Синергия»,
105318, Российская Федерация, Москва, ул. Измайловский Вал, 2;
e-mail: 419809065@qq.com

Аннотация

Отдача собственного капитала предприятия зависит не только от условий его привлечения, но и от того, какие заявки подразделений получают финансирование при ограниченном инвестиционном бюджете. Алгоритмы машинного обучения снижают случайную ошибку прогноза доходности, однако заявку готовит подразделение, заинтересованное в её удовлетворении. Два канала сопоставлены имитационным моделированием Монте-Карло: сокращение ошибки прогноза на треть уменьшает нормированные потери распределения с 27,5 до 15,5 % и приносит 0,86 п. п. средней доходности профинансированных заявок, из которых после расходов на сопровождение прогнозной системы остаётся 0,46 п. п. Систематическое смещение заявок подразделений ослабляет этот эффект и снимает его полностью при смещении 86,4 % средней доходности. Точность прогноза и правила рассмотрения заявок оказываются взаимодополняющими элементами внутреннего распределения капитала: вложения в прогнозную аналитику окупаются только вместе с процедурами верификации заявок. Анализ чувствительности подтверждает ведущую роль ошибки прогноза: при её крайних значениях нормированные потери меняются от 2,0 до 52,6 %, тогда как число подразделений, число заявок и доля финансируемых заявок сдвигают потери в пределах одного процентного пункта. Практический вывод состоит в том, что независимые от подающего подразделения процедуры верификации заявок вводятся раньше алгоритмов, иначе более точный прогноз лишь аккуратнее воспроизведёт искажённые исходные данные.

Для цитирования в научных исследованиях

Су Фейюе. Влияние применения искусственного интеллекта на эффективность распределения финансовых ресурсов предприятия: с позиции внутреннего распределения капитала // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 6А. С. 841-848. DOI: 10.34670/AR.2026.17.24.101

Ключевые слова

Внутреннее распределение капитала, инвестиционный бюджет, машинное обучение, точность прогноза, смещение заявок, имитационное моделирование, эффективность распределения ресурсов, корпоративные финансы, управленческие решения.

Введение

Финансовые ресурсы предприятия распределяются дважды. Сначала капитал привлекается на внешнем рынке, затем распределяется внутри предприятия между подразделениями, конкурирующими за ограниченный инвестиционный бюджет. Второй контур изучен хуже первого, хотя он определяет, какая часть привлечённых средств дойдёт до наиболее доходных проектов.

Роль информационного неравенства в этом контуре измерена опросом финансовых директоров диверсифицированных компаний. 71 % респондентов признают, что руководители подразделений осведомлены о перспективах своих проектов лучше штаб-квартиры, 56 % отмечают лоббирование заявок, а около 39 % капитальных затрат совершается без отдельного одобрения центра [Hoang et al., 2025]. Неравенство усиливается по мере ослабления внешнего контроля за менеджментом: снижение дисциплинирующего давления уменьшает чувствительность инвестиций конгломерата к инвестиционным возможностям примерно на 64 % [Iskenderoglu, 2021]. Качество внутреннего распределения капитала зависит поэтому от того, какая информация доходит до центра принятия решений и насколько она искажена при передаче.

Обратная зависимость видна там, где информации больше. Внутреннее информационное преимущество многосегментной компании положительно связано с эффективностью распределения ресурсов между сегментами, и связь усиливается при активной конкуренции подразделений за капитал [Iskenderoglu, 2021]. Руководители, хуже информированные о перспективах отдельных сегментов, опираются на внешние отраслевые прогнозы и перераспределяют по ним капитал, что сопровождается ростом стоимости компании [Guo, Zhong, 2023]. В российских бизнес-группах внутренний рынок капитала также работает, хотя признаки перераспределения средств не в пользу самых доходных направлений сохраняются [Korotkova, 2020].

Алгоритмы машинного обучения повышают точность оценки, то есть ту самую составляющую, от которой зависит качество ранжирования заявок. При воспроизведении кредитных рейтингов машиностроительных компаний случайный лес даёт 50 % совпадений против 25 % у упорядоченной логит-регрессии [Grishunin, Egorova, 2022]. При прогнозе дефолта российских предприятий общественного питания переход к случайному лесу и градиентному бустингу повышает точность примерно с 70 до 80 % [Bukharin et al., 2024]. Прогноз рыночной капитализации по данным трёх форм отчётности достигает коэффициента детерминации 86,7 % [Коклев, 2022], а модели окупаемости инвестиций в цифровизацию и автоматизацию производственных мощностей учитывают неопределённость спроса, цен на ресурсы и логистических рисков [Забайкина, 2025]. Прирост точности документирован; его перевод в эффективность внутреннего распределения капитала – нет. Заявка подразделения остаётся не только неточной, но и смещённой, поэтому прирост эффективности не обязан сохраняться при переходе к сравнению подразделений между собой. Ниже оценивается, какую часть упускаемой стоимости возвращает более точный прогноз доходности заявок и при каком уровне систематического смещения заявок этот прирост перестаёт покрывать расходы на прогнозную систему.

Материалы и методы исследования

Расчётной единицей служит модельное многопрофильное предприятие, поведение которого воспроизводит имитационная модель внутреннего распределения инвестиционного бюджета.

Использовано имитационное моделирование Монте-Карло с ранжированием заявок подразделений по прогнозной доходности.

Алгоритм одной итерации построен так. Каждое подразделение подаёт фиксированное число инвестиционных заявок; истинная доходность заявки разыгрывается из нормального распределения с заданными средним и разбросом. Штаб-квартира наблюдает не истинную доходность, а прогнозную оценку – сумму истинной доходности, общего для подразделения систематического смещения и случайной ошибки прогноза. Заявки упорядочиваются по прогнозной оценке, финансируются первые из них в пределах бюджета, фактический итог считается по истинной доходности отобранных заявок.

Показателем результата служат нормированные потери распределения – отношение недополученной доходности к разности между отбором по истинной доходности и отбором без информации. Ноль соответствует наилучшему возможному отбору, 100 % – отсутствию преимущества перед случайным выбором. Такая нормировка отделяет качество ранжирования от масштаба портфеля заявок и делает результаты сопоставимыми при разных значениях бюджета и разброса доходности.

Сценарный расчёт сопоставляет две конфигурации одного и того же предприятия. В первой прогноз доходности заявок формируется существующей процедурой, во второй случайная ошибка прогноза сокращена алгоритмами машинного обучения. Систематическое смещение заявок в обеих конфигурациях одинаково, поскольку порождается интересом подающего заявку подразделения, а не прогнозной процедурой. Разность результатов двух конфигураций и есть отдача от повышения точности; из неё вычитаются расходы на сопровождение прогнозной системы, выраженные долей инвестиционного бюджета.

Входные параметры сведены в таблицу 1. Наблюдаемого массива внутренних инвестиционных заявок российских предприятий в открытом доступе нет, поэтому все значения приняты автором, а каждое из них проверено пересчётом на нижней и верхней границе своего диапазона. Ориентиром для ошибки прогноза служит средняя ошибка оценочных моделей по публичным компаниям – 13,7 % для спецификации со свободным денежным потоком на собственный капитал [Фёдоров, 2025]. Внутренняя оценка отдельной заявки не проходит рыночной проверки, поэтому её ошибка принята кратно большей.

Таблица 1 – Входные параметры имитационной модели внутреннего распределения инвестиционного бюджета

Параметр	Значение	Диапазон проверки
Число подразделений	4	3-8
Число заявок от подразделения	6	4-12
Доля финансируемых заявок	0,40	0,20-0,70
Средняя доходность заявки	0,12	0,08-0,18
Разброс истинной доходности	0,08	0,04-0,14
Относительная ошибка прогноза	0,60	0,00-1,20
Прирост точности прогноза	0,35	0,10-0,60
Смещение заявок подразделения	0,15	0,00-0,60
Затраты на сопровождение	0,004	0,001-0,012

Источник: входные параметры имитационной модели, модельные данные пакета model-study (файл inputs.json).

Модель реализована на Python 3.11 средствами стандартной библиотеки. Зерно генератора псевдослучайных чисел зафиксировано, число повторов равно 8000, весь расчёт

воспроизводится из раскрытых параметров. Валидация включает повторный запуск в изолированном каталоге, независимый пересчёт границ чувствительности, проверку порядка результатов и контрольный предельный случай – при нулевой ошибке прогноза и нулевом смещении заявок потери распределения обращаются в ноль. Сходная схема, имитация Монте-Карло с последующим анализом чувствительности, применяется при оценке налоговых рисков в краткосрочной финансовой политике [Saranin, Shvediani, 2025].

Результаты и обсуждение

При исходной точности прогноза модельное предприятие теряет заметную часть потенциального прироста стоимости. Нормированные потери распределения составляют 27,5 % – чуть больше четверти разрыва между наилучшим и неинформированным отбором не реализуется. Сокращение случайной ошибки прогноза на 35 % уменьшает потери при повышенной точности прогноза до 15,5 %, а снижение потерь достигает 12,0 п. п. (таблица 2).

**Таблица 2 – Результаты сценарного расчёта
внутреннего распределения инвестиционного бюджета**

Показатель	Единица	Значение
Нормированные потери распределения	%	27,5
Потери при повышенной точности прогноза	%	15,5
Снижение потерь	п. п.	12,0
Прирост средней доходности отобранных заявок	п. п.	0,86
Чистый прирост доходности	п. п.	0,46
Предельный уровень смещения заявок	%	86,4

Источник: расчёты автора по параметрам имитационной модели (пакет model-study, файл results.json).

Абсолютная величина этого сдвига существенно меньше относительной. Прирост средней доходности отобранных заявок равен 0,86 п. п., а после расходов на сопровождение прогнозной системы чистый прирост доходности составляет 0,46 п. п. на весь инвестиционный бюджет. Ранжирование ошибается прежде всего на заявках с близкими истинными доходностями, и цена такой ошибки равна разнице между соседними по качеству проектами. Поэтому крупное относительное сокращение потерь переводится в доли процентного пункта фактической доходности.

Анализ чувствительности подтверждает ведущую роль ошибки прогноза. Диапазон нормированных потерь при её крайних значениях – от 2,0 до 52,6 %, а изменение числа подразделений, числа заявок и доли финансируемых заявок сдвигает потери в пределах одного процентного пункта. Разброс истинной доходности действует в противоположном направлении: чем сильнее различаются заявки по существу, тем меньше вреда приносит одна и та же ошибка ранжирования. Это согласуется с наблюдением, что информационное преимущество центра ценнее там, где подразделения сопоставимы и активно конкурируют за капитал [Chou et al., 2022].

Систематическое смещение заявок действует иначе, чем случайная ошибка. Диапазон чистого прироста при крайних значениях смещения – от 0,49 до 0,15 п. п.; рост смещения сокращает отдачу от более точного прогноза более чем втрое, не затрагивая саму точность прогноза. Предельный уровень смещения заявок, при котором чистый прирост доходности обнуляется, равен 86,4 % средней доходности заявки. Объяснение состоит в том, что смещение общее для всех заявок одного подразделения. Оно почти не мешает сравнивать проекты внутри

подразделения, но систематически искажает сравнение подразделений между собой, а стоимость на внутреннем рынке капитала создаётся как раз этим сравнением. Прогнозный алгоритм, обученный на тех же заявках, воспроизводит искажение вместе с полезным сигналом, и доля капитальных затрат, проходящих без отдельного одобрения центра [Hoang et al., 2025], показывает, насколько широко открыт этот канал в практике распределения.

Затраты на сопровождение прогнозной системы задают вторую границу применимости. Диапазон чистого прироста при изменении затрат – от 0,76 до -0,34 п. п., и при верхней границе расходов повышение точности прогноза уже не окупается на принятых допущениях.

Полученная асимметрия объясняет, почему документированный прирост точности не превращается автоматически в прирост эффективности. Когда издержки завышенного и заниженного прогноза не равны, минимум среднеквадратичной ошибки не совпадает с экономическим оптимумом решения [Gogolev, Ozhegov, 2023]; во внутреннем распределении капитала асимметрия усиливается разными последствиями отказа и одобрения для подразделения. Барьеры внедрения при этом носят преимущественно управленческий характер – опрос 235 руководителей российских компаний о маркетинговых применениях искусственного интеллекта фиксирует организационные и кадровые ограничения, а не дефицит самих технологий [Герасименко и др., 2024]. В обзоре условий внедрения искусственного интеллекта в общественном секторе тот же вывод дополнен растущей ролью профессиональной экспертизы при интерпретации выводов алгоритма [Буклемишев, 2022]. Панельные оценки связи цифровизации с операционной эффективностью российских компаний [Черкасова, Слепушенко, 2021] относятся к предприятию целиком и не разделяют вклад отбора проектов и вклад операционных изменений, поэтому прямое сопоставление с приведённым расчётом невозможно.

Заключение

Повышение точности внутренних прогнозов доходности возвращает предприятию часть упускаемой стоимости, однако масштаб возврата задаётся структурой распределения, а не качеством алгоритма. Сокращение случайной ошибки на треть возвращает около двух пятых нормированных потерь и добавляет менее половины процентного пункта чистой доходности на весь инвестиционный бюджет – величину, сопоставимую с верхней границей расходов на сопровождение прогнозной системы.

Устойчивая переоценка подразделением собственных предложений ограничивает результат сильнее, чем неточность прогноза. Смещение не устраняется повышением точности, поскольку алгоритм обучается на тех же внутренних данных, и при достаточной величине полностью поглощает отдачу от точного прогноза. Отсюда следует порядок действий для предприятия, планирующего вложения в прогнозную аналитику: процедуры верификации заявок, независимые от подающего их подразделения, вводятся раньше алгоритмов, иначе более точный прогноз лишь аккуратнее воспроизведёт искажённые исходные данные. Измерить смещение напрямую позволит только доступ к внутренним заявкам и фактической отдаче профинансированных проектов.

Библиография

1. Буклемишев, О. В. Искусственный интеллект в общественном секторе / О. В. Буклемишев // Вопросы экономики. – 2022. – № 6. – С. 91–109. – DOI 10.32609/0042-8736-2022-6-91-109.
2. Герасименко, В. В. Внедрение технологий искусственного интеллекта в маркетинг российских компаний:

- перспективы и барьеры / В. В. Герасименко, Д. Н. Куркова, А. Н. Курбацкий // Российский журнал менеджмента. – 2024. – Т. 22, № 3. – С. 483–508. – DOI 10.21638/spbu18.2024.306.
3. Забайкина, И. В. Модели окупаемости инвестиций в цифровизацию и автоматизацию производственных мощностей при неопределенности спроса цен на ресурсы и логистических рисков / И. В. Забайкина // Вопросы природопользования. – 2025. – Т. 4, № 8. – С. 10–18.
 4. Коклев, П. С. Оценка стоимости компании с использованием методов машинного обучения / П. С. Коклев // Финансы: теория и практика. – 2022. – Т. 26, № 5. – С. 132–148. – DOI 10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148.
 5. Фёдоров, Н. С. Влияет ли финансовое состояние компаний на прогностическую точность DCF-модели? / Н. С. Фёдоров // Финансовый журнал. – 2025. – Т. 17, № 6. – С. 99–112. – DOI 10.31107/2075-1990-2025-6-99-112.
 6. Черкасова, В. А. Влияние цифровизации бизнеса на финансовые показатели российских компаний / В. А. Черкасова, Г. А. Слепушенко // Финансы: теория и практика. – 2021. – Т. 25, № 2. – С. 128–142. – DOI 10.26794/2587-5671-2021-25-2-128-142.
 7. Bukharin, E. O. Default Prediction for Russian Food Service Firms: Contribution of Non-Financial Factors and Machine Learning / E. O. Bukharin, S. I. Mangileva, V. V. Afanasev // Journal of Applied Economic Research. – 2024. – Vol. 23, No. 1. – Pp. 206–226. – DOI 10.15826/vestnik.2024.23.1.009.
 8. Chou, S.-C. Conglomerate internal informational advantage and resource allocation efficiency / S.-C. Chou, R. Natarajan, K. Zheng // Review of Quantitative Finance and Accounting. – 2022. – Vol. 59, No. 2. – Pp. 717–748. – DOI 10.1007/s11156-022-01056-w.
 9. Gogolev, S. Asymmetric loss function in product-level sales forecasting: An empirical comparison / S. Gogolev, E. Ozhegov // Applied Econometrics. – 2023. – No. 70. – Pp. 109–121. – DOI 10.22394/1993-7601-2023-70-109-121.
 10. Grishunin, S. Comparative Analysis of the Predictive Power of Machine Learning Models for Forecasting the Credit Ratings of Machine-Building Companies / S. Grishunin, A. Egorova // Journal of Corporate Finance Research. – 2022. – Vol. 16, No. 1. – Pp. 99–112. – DOI 10.17323/j.jcfr.2073-0438.16.1.2022.99-112.
 11. Guo, R.-J. Do Managers Learn from Analysts about Investing? Evidence from Internal Capital Allocation / R.-J. Guo, R. Zhong // The Accounting Review. – 2023. – Vol. 98, No. 2. – Pp. 215–246. – DOI 10.2308/TAR-2020-0088.
 12. Hoang, D. The Economics of Capital Allocation in Firms: Evidence from Internal Capital Markets / D. Hoang, S. Gatzert, M. Ruckes // Management Science. – 2025. – Vol. 71, No. 8. – Pp. 6392–6425. – DOI 10.1287/mnsc.2021.02755.
 13. Iskenderoglu, C. Managerial discretion and efficiency of internal capital markets / C. Iskenderoglu // Journal of Corporate Finance. – 2021. – Vol. 70. – Article 102061. – DOI 10.1016/j.jcorpfin.2021.102061.
 14. Korotkova, Ya. Internal Capital Markets in Russian Business Groups: Evidence from Corporate Investments / Ya. Korotkova // Journal of Corporate Finance Research. – 2020. – Vol. 14, No. 2. – Pp. 58–71. – DOI 10.17323/j.jcfr.2073-0438.14.2.2020.58-71.
 15. Saranin, Z. A. Forecasting and Assessing the Impact of Direct Tax Risks on the Short-Term Financial Policy of a Russian Vertically Integrated Oil Company / Z. A. Saranin, A. Y. Shvediani // Journal of Applied Economic Research. – 2025. – Vol. 24, No. 2. – Pp. 654–684. – DOI 10.15826/vestnik.2025.24.2.022.

The Impact of Artificial Intelligence Application on the Efficiency of Enterprise Financial Resource Allocation: From the Perspective of Internal Capital Allocation

Su Feiyue

Postgraduate Student,
Moscow Financial and Industrial University "Synergy",
105318, 2, Izmaylovskiy Val str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: 419809065@qq.com

Abstract

The return on an enterprise's equity depends not only on the conditions of its attraction but also on which division requests receive financing under a limited investment budget. Machine learning algorithms reduce the random error of profitability forecasting; however, the request is prepared by the division interested in its approval. Two channels are compared through Monte Carlo simulation

Su Feiyue

modeling: reducing the forecast error by one-third decreases the normalized distribution losses from 27.5% to 15.5% and brings 0.86 p.p. of average profitability of financed requests, of which 0.46 p.p. remains after the costs of maintaining the forecasting system. The systematic bias of division requests weakens this effect and eliminates it completely at a bias of 86.4% of average profitability. Forecast accuracy and request review rules prove to be complementary elements of internal capital allocation: investments in predictive analytics pay off only together with request verification procedures. Sensitivity analysis confirms the leading role of forecast error: at its extreme values, normalized losses vary from 2.0% to 52.6%, while the number of divisions, the number of requests, and the share of financed requests shift losses within one percentage point. The practical conclusion is that request verification procedures independent of the submitting division should be introduced before algorithms; otherwise, a more accurate forecast will merely reproduce distorted initial data more precisely.

For citation

Su Feyyue (2026) Vliyanie primeneniya iskusstvennogo intellekta na effektivnost' raspredeleniya finansovykh resursov predpriyatiya: s pozitsii vnutrennego raspredeleniya kapitala [The Impact of Artificial Intelligence Application on the Efficiency of Enterprise Financial Resource Allocation: From the Perspective of Internal Capital Allocation]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (6A), pp. 841-848. DOI: 10.34670/AR.2026.17.24.101

Keywords

Internal capital allocation, investment budget, machine learning, forecast accuracy, request bias, simulation modeling, resource allocation efficiency, corporate finance, managerial decisions.

References

1. Bukharin, E. O., Mangileva, S. I., & Afanasev, V. V. (2024). Default Prediction for Russian Food Service Firms: Contribution of Non-Financial Factors and Machine Learning. *Journal of Applied Economic Research*, *23*(1), 206–226. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2024.23.1.009>
2. Buklemishev, O. V. (2022). Iskustvennyy intellekt v obshchestvennom sektore [Artificial intelligence in the public sector]. *Voprosy Ekonomiki*, (6), 91–109. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-6-91-109>
3. Cherkasova, V. A., & Slepushenko, G. A. (2021). Vliyanie tsifrovizatsii biznesa na finansovye pokazateli rossiyskikh kompaniy [The impact of digitalization on the financial performance of Russian companies]. *Finansy: teoriya i praktika*, *25*(2), 128–142. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2021-25-2-128-142>
4. Chou, S.-C., Natarajan, R., & Zheng, K. (2022). Conglomerate internal informational advantage and resource allocation efficiency. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, *59*(2), 717–748. <https://doi.org/10.1007/s11156-022-01056-w>
5. Fedorov, N. S. (2025). Vliyaet li finansovoe sostoyanie kompaniy na prognosticheskuyu tochnost' DCF-modeli? [Does financial condition of companies affect predictive accuracy of the DCF-model?]. *Finansovyy zhurnal*, *17*(6), 99–112. <https://doi.org/10.31107/2075-1990-2025-6-99-112>
6. Gerasimenko, V. V., Kurkova, D. N., & Kurbatskiy, A. N. (2024). Vnedrenie tekhnologiy iskusstvennogo intellekta v marketing rossiyskikh kompaniy: perspektivy i bariery [Implementation of artificial intelligence technologies in marketing of Russian companies: prospects and barriers]. *Rossiyskiy zhurnal menedzhmenta*, *22*(3), 483–508. <https://doi.org/10.21638/spbu18.2024.306>
7. Gogolev, S., & Ozhegov, E. (2023). Asymmetric loss function in product-level sales forecasting: An empirical comparison. *Applied Econometrics*, (70), 109–121. <https://doi.org/10.22394/1993-7601-2023-70-109-121>
8. Grishunin, S., & Egorova, A. (2022). Comparative Analysis of the Predictive Power of Machine Learning Models for Forecasting the Credit Ratings of Machine-Building Companies. *Journal of Corporate Finance Research*, *16*(1), 99–112. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.16.1.2022.99-112>
9. Guo, R.-J., & Zhong, R. (2023). Do Managers Learn from Analysts about Investing? Evidence from Internal Capital Allocation. *The Accounting Review*, *98*(2), 215–246. <https://doi.org/10.2308/TAR-2020-0088>

10. Hoang, D., Gatzert, S., & Ruckes, M. (2025). The Economics of Capital Allocation in Firms: Evidence from Internal Capital Markets. *Management Science*, *71*(8), 6392–6425. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.02755>
11. Iskenderoglu, C. (2021). Managerial discretion and efficiency of internal capital markets. *Journal of Corporate Finance*, *70*, Article 102061. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2021.102061>
12. Koklev, P. S. (2022). Otsenka stoimosti kompanii s ispolzovaniem metodov mashinnogo obucheniya [Business valuation with machine learning]. *Finansy: teoriya i praktika*, *26*(5), 132–148. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2022-26-5-132-148>
13. Korotkova, Ya. (2020). Internal Capital Markets in Russian Business Groups: Evidence from Corporate Investments. *Journal of Corporate Finance Research*, *14*(2), 58–71. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.14.2.2020.58-71>
14. Saranin, Z. A., & Shvediani, A. Y. (2025). Forecasting and Assessing the Impact of Direct Tax Risks on the Short-Term Financial Policy of a Russian Vertically Integrated Oil Company. *Journal of Applied Economic Research*, *24*(2), 654–684. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.2.022>
15. Zabaykina, I. V. (2025). Modeli okupaemosti investitsiy v tsifrovizatsiyu i avtomatizatsiyu proizvodstvennykh moshchnostey pri neopredelennosti sprosna tsen na resursy i logisticheskikh riskov [Models of return on investment in the digitalisation and automation of production capacities under uncertainty of demand, resource prices and logistics risks]. *Voprosy prirodopolzovaniya*, *4*(8), 10–18.