УДК 004-942 EDN FOEEZV
https://www.doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3014

Интеллектуальная система анализа данных и агентного моделирования поведения малых предприятий обрабатывающей промышленности

А.А. Ефимов*, Е.А. Макарова

Уфимский университет науки и технологий, ул. Заки Валиди 32, Уфа, 450076, Россия

*E-mail: alexanderrrefm@gmail.com

Аннотация. В статье обосновывается актуальность разработки интеллектуальных систем для анализа состояния малых и средних предприятий обрабатывающей промышленности. Предлагается концепция гибридной модели, объединяющей агент-ориентированное моделирование для имитации поведения предприятий и методы машинного обучения на базе Python для анализа данных и прогнозирования их финансового состояния. В качестве источника данных рассматривается Российская база бухгалтерской отчетности, содержащая финансовые показатели всех российских компаний за период с 2011 по 2024 год. Описывается архитектура предлагаемой системы, обосновывается выбор инструментов и технология интеграции сред AnyLogic и Python через библиотеку Pypeline, которая обеспечивает обмен данными между агентной моделью и скриптами машинного обучения. Результатом работы станет программная система, позволяющая классифицировать предприятия по степени их финансовой устойчивости, моделировать их поведение с учетом влияния внешних экономических факторов и прогнозировать возможные риски. Дальнейшие исследования направлены на практическую реализацию описанной архитектуры, обучение нейросетевой модели на реальных данных и проведение вычислительных экспериментов по оценке эффективности предложенного подхода. Предложенный подход позволяет комплексно оценивать состояние предприятий и принимать решения.

Ключевые слова: малые предприятия, обрабатывающая промышленность, агент-ориентированное моделирование, машинное обучение, нейросетевые методы, анализ данных.

Для цитирования: Ефимов, А. А. Интеллектуальная система анализа данных и агентного моделирования поведения малых предприятий обрабатывающей промышленности / А. А. Ефимов, Е. А. Макарова // Модернизация, Инновации, Прогресс (MIP ENGINEERING-VII-2026): материалы VII Всероссийской (национальной) научной конференции (Красноярск, 11–12 сентября 2026 г.). – Красноярск: Красноярский краевой Дом науки и техники Российского Союза научных и инженерных общественных объединений, 2026. – Т. 20. – С. 120-128. – https://doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3014. – EDN: FOEEZV.

Intelligent data analysis and agent-based modeling system for the behavior of small enterprises in the manufacturing industry

A.A. Efimov*, E.A. Makarova

Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi Street, Ufa, 450076, Russia

*E-mail: alexanderrrefm@gmail.com

Abstract. The article substantiates the relevance of developing intelligent systems for analyzing the state of small and medium-sized enterprises in the manufacturing industry. A concept of a hybrid model is proposed that combines agent-based modeling for simulating enterprise behavior and machine learning methods based on Python for data analysis and forecasting of their financial condition. The Russian Financial Statements Database, containing financial indicators of all Russian companies for the period from 2011 to 2024, is considered as a data source. The architecture of the proposed system is described, the choice of tools and the technology for integrating AnyLogic and Python environments through the Pypeline library, which ensures data exchange between the agent model and machine learning scripts, are justified. The result of the work will be a software system that allows classifying enterprises by the degree of their financial stability, modeling their behavior taking into account the influence of external economic factors and forecasting possible risks. Further research is aimed at the practical implementation of the described architecture, training a neural network model on real data and conducting computational experiments to evaluate the effectiveness of the proposed approach. The proposed approach allows comprehensively assessing the state of enterprises and making informed decisions.

Keywords: small enterprises, manufacturing industry, agent-based modeling, machine learning, neural network methods, data analysis.

For citation: Efimov, A. A. Intelligent data analysis and agent-based modeling system for the behavior of small enterprises in the manufacturing industry / A. A. Efimov, E. A. Makarova // Modernization, Innovations, Progress (MIP ENGINEERING-VII-2026): Proceedings of the VII All-Russian (National) Scientific Conference (Krasnoyarsk, September 11–12, 2026). – Krasnoyarsk: Krasnoyarsk Regional Science and Technology City Hall of the Russian Union of Scientific and Engineering Public Associations, 2026. – Vol. 20. – P. 120-128. – https://doi.org/10.47813/mip.7.2026.20.3014. – EDN: FOEEZV.

1. Введение

Малые и средние предприятия (МСП) играют ключевую роль в экономике России, обеспечивая занятость значительной части населения, формируя конкурентную среду и выступая драйверами инноваций. Особое значение сектор МСП имеет в обрабатывающей промышленности, где предприятия активно участвуют в процессах импортозамещения и технологического развития. Согласно данным Росстата, в обрабатывающих производствах занято около 20% всех работников малых предприятий, а их вклад в отраслевой оборот постоянно растет [1].

Однако, несмотря на высокую значимость, малые предприятия сталкиваются с рядом системных проблем: ограниченный доступ к финансовым ресурсам, высокая волатильность спроса, недостаток управленческих компетенций, административные барьеры и, как следствие, повышенные риски финансовой нестабильности. В современных экономических условиях, характеризующихся высокой неопределенностью и санкционным давлением, эти проблемы усугубляются. Особенно уязвимыми оказываются малые предприятия обрабатывающей промышленности, поскольку они зависят как от импортного сырья и оборудования, так и от платежеспособности внутренних заказчиков [2].

В этих условиях возникает потребность в инструментах, позволяющих своевременно оценивать состояние предприятий, выявлять проблемные зоны и прогнозировать риски. Традиционные статистические методы не всегда позволяют учитывать сложные нелинейные взаимосвязи между финансовыми показателями, а существующие аналитические системы зачастую ориентированы на крупный бизнес и не учитывают специфику МСП. Поэтому актуальной является задача разработки интеллектуальной системы, способной на основе данных бухгалтерской отчетности проводить комплексный анализ состояния малых предприятий и классифицировать их по степени финансовой устойчивости. Дополнительно следует отметить, что существующие подходы к анализу МСП фрагментарны: они либо ограничиваются статистической обработкой данных, либо предлагают имитационные модели без привязки к реальным данным, что снижает их практическую ценность.

Цель настоящей работы – предложить концепцию разработки и архитектуру интеллектуальной системы анализа данных и агентного моделирования (ИСАДАМ) поведения малых предприятий обрабатывающей промышленности, объединяющей методы

машинного обучения для анализа данных о состоянии МСП и агент-ориентированное моделирование для имитации поведения предприятий во внешней экономической среде.

2. Обзор существующих подходов

Анализу финансового состояния предприятий посвящено значительное количество работ как в отечественной, так и в зарубежной литературе. Широко применяются методы дискриминантного анализа, логистической регрессии и построения рейтинговых оценок. Среди классических подходов известны модели Альтмана [3], Таффлера [4], Спрингейта [5], которые используются для прогноза банкротства. Однако они разрабатывались для крупных публичных компаний и не всегда корректно работают на данных малого бизнеса в силу различий в структуре баланса и доступности информации.

В последние годы активно развиваются методы машинного обучения для финансового анализа. Случайный лес, градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM) и нейронные сети показывают более высокую точность прогнозирования по сравнению с классическими статистическими моделями [6]. В работах отечественных авторов также рассматривается применение искусственных нейронных сетей для диагностики финансового состояния предприятий [7]. Однако большинство таких работ ориентированы на статический анализ: обучается модель, которая выдает прогноз на основе текущих данных. Динамика поведения предприятия во времени, взаимодействие между предприятиями и влияние внешней среды часто остаются за рамками исследования.

Отдельное направление составляет имитационное моделирование. Инструменты системной динамики и агент-ориентированного моделирования (AnyLogic, Repast, NetLogo) позволяют моделировать поведение множества объектов с учетом их взаимодействий и изменений внешней среды. В работах российских и зарубежных авторов агентное моделирование применяется для исследования макроэкономической динамики [8], отраслевых рынков [9] и распространения инноваций [10]. Однако исследования, интегрирующие агентное моделирование с реальными данными по предприятиям и методами машинного обучения, встречаются редко.

Существенным барьером для таких исследований долгое время была трудность интеграции сред. AnyLogic, будучи мощным инструментом для агентного моделирования, не содержит встроенных библиотек для глубокого обучения и сложной статистической обработки данных. В то же время Python предлагает развитую экосистему для анализа данных и нейросетей (pandas, numpy, scikit-learn, PyTorch, TensorFlow), но не позволяет в полной мере

моделировать сложное поведение агентов. В последние годы появились технические решения (например, библиотека Pypeline от The AnyLogic Company), позволяющие организовать взаимодействие между AnyLogic и Python. Библиотека Pypeline использует PyCommunicator для вызова Python-скриптов из AnyLogic и передачи данных между средами, что открывает новые возможности для гибридного моделирования [11].

Таким образом, предлагается концепция для разработки ИСАДАМ поведения малых предприятий обрабатывающей промышленности, сущность которой состоит в интеграции двух подходов: агент-ориентированного моделирования в AnyLogic для имитации поведения предприятий и методов машинного обучения в Python для анализа данных и прогнозирования финансового состояния. Это позволит не только классифицировать предприятия по состоянию, но и моделировать их динамику с учетом внешних факторов (налоговая нагрузка, ставка кредитования, отраслевая конъюнктура), что делает систему более адекватной реальной экономической среде.

3. Постановка задачи

В качестве объекта исследования рассматривается поведение малых и средних предприятий обрабатывающей промышленности Российской Федерации (раздел С по ОКВЭД 2). МСП определяются в соответствии с критериями, установленными Федеральным законом № 209-ФЗ «О развитии малого и среднего предпринимательства в Российской Федерации».

Источником данных является Российская база бухгалтерской отчетности (RFSD), подготовленная Институтом проблем правоприменения при Европейском университете в Санкт-Петербурге [12]. Набор данных содержит финансовые показатели всех действующих компаний России за 2011-2024 годы и насчитывает более 60 млн наблюдений по 214 атрибутам. Данные включают строки бухгалтерского баланса, отчета о финансовых результатах, отчета об изменениях капитала и отчета о движении денежных средств. Для целей настоящего исследования данные фильтруются по признаку принадлежности к обрабатывающей промышленности (ОКВЭД С) и по признаку сдачи отчетности (колонка filed = True).

Предлагается рассматривать решение задачи классификации предприятий по степени финансовой устойчивости на основе их бухгалтерских показателей. Предприятия предполагается декомпозировать на три кластера:

1. **Устойчивые** – предприятия с положительной динамикой основных показателей, низкой долговой нагрузкой и достаточной ликвидностью.

2. **Умеренно устойчивые** – предприятия со стабильными показателями, но наличием отдельных факторов риска.

3. **Проблемные** – предприятия с отрицательной динамикой, высокой долговой нагрузкой и признаками потенциального банкротства.

Для классификации предлагается использовать специально рассчитываемые финансовые коэффициенты:

- коэффициенты ликвидности (текущей, быстрой, абсолютной);
- коэффициенты рентабельности (продаж, активов, собственного капитала);
- коэффициенты финансовой устойчивости (автономии, финансового левериджа);
- коэффициенты деловой активности (оборачиваемости активов, запасов, дебиторской задолженности).

Результатом работы системы является отнесение каждого предприятия к одному из трех кластеров, а также прогноз динамики его состояния при изменении внешних факторов.

4. Методология и инструментарий

Для проведения агент-ориентированного моделирования поведения предприятий и их взаимодействия с внешней средой предлагается использовать среду AnyLogic. В разрабатываемой модели каждое предприятие выступает в роли агента, обладающего набором параметров (финансовые показатели, кластерная принадлежность) и поведением (принятие решений о кредитовании, инвестициях, оптимизации затрат). Агенты взаимодействуют друг с другом (конкуренция, кооперация) и с внешней средой (государство в лице налоговой системы, банки в лице кредитной политики). Такая структура позволяет моделировать динамику сектора МСП в условиях изменения макроэкономических параметров.

Для анализа данных и кластеризации предприятий, а также последующего построения прогнозных моделей используется Python с библиотеками pandas, numpy, scikit-learn и PyTorch. Выбор Python обусловлен его широкими возможностями в области работы с данными и машинного обучения, наличием готовых реализаций алгоритмов и активным сообществом разработчиков. На первом этапе производится предобработка данных: очистка от выбросов (с использованием колонки outlier в RFSD), заполнение пропусков, нормализация. На втором этапе с помощью методов кластерного анализа (k-means, иерархическая кластеризация или DBSCAN) предприятия группируются по степени финансовой устойчивости. На следующем этапе обучается нейросетевая модель (многослойный персептрон или TabNet) для

прогнозирования кластерной принадлежности предприятий на основе их текущих финансовых показателей.

Согласно предлагаемой концепции построения ИСАДАМ необходима организация взаимодействия между AnyLogic и Python. Для этого предлагается использовать библиотеку Pypeline, которая позволяет из AnyLogic вызывать Python-скрипты, передавать им входные данные и получать результаты вычислений [11].

5. Процедура интеграции AnyLogic и Python

На основе предложенной концепции разработана процедура интеграции AnyLogic и Python, которая включает следующие этапы.

Этап 1. В AnyLogic запускается агентная модель, в которой каждый агент-предприятие имеет определенные финансовые параметры.

Этап 2. В определенные моменты времени модель через PyCommunicator отправляет запрос в Python-скрипт.

Этап 3. Python-скрипт на основе полученных данных выполняет кластеризацию или прогноз с использованием обученной нейросетевой модели.

Этап 4. Результат классификации возвращается в AnyLogic и присваивается соответствующему агенту.

Этап 5. Агент изменяет свое поведение в зависимости от полученного статуса (например, снижает инвестиционную активность при попадании в кластер «проблемных» предприятий).

Такая схема процедуры интеграции позволяет использовать сильные стороны обеих сред: мощные алгоритмы машинного обучения в Python и развитые средства имитационного моделирования в AnyLogic.

6. Архитектура предлагаемой системы

Архитектура предлагаемой системы предполагает организацию взаимодействия четырех основных модулей.

Модуль 1. Загрузка и предобработка данных (Python). В данном модуле выполняется загрузка данных из RFSD, фильтрация по отрасли (ОКВЭД C), отбор компаний, сдавших отчетность (filed = True), и исключение выбросов (outlier = False). На этом этапе производится расчет финансовых коэффициентов и формирование матрицы признаков для дальнейшего анализа.

Модуль 2. Анализ данных и обучение модели (Python). Модуль выполняет кластеризацию предприятий на основе рассчитанных финансовых коэффициентов. Итогом работы является обученная нейросетевая модель, способная классифицировать предприятие по степени финансовой устойчивости на основе его показателей. Модель сохраняется в файл для последующего использования.

Модуль 3. Агент-ориентированная модель (AnyLogic). Ядро системы представляет собой агентную модель, в которой каждое предприятие — это агент с набором параметров, отражающих его финансовое состояние. Модель имитирует экономическую среду: налогообложение (государство), кредитование (банки) и взаимодействие между предприятиями. На старте модели каждому агенту присваиваются реальные данные из RFSD.

Модуль 4. Интеграция (Pypeline). Связующий модуль обеспечивает взаимодействие между AnyLogic и Python. При необходимости (например, при изменении внешних условий) модель в AnyLogic отправляет текущие данные агентов в Python, где выполняется прогноз с использованием обученной модели, после чего результат возвращается в AnyLogic и влияет на поведение агентов в дальнейшей симуляции.

7. Заключение

Таким образом, предложенная концепция ИСАДАМ поведения малых предприятий обрабатывающей промышленности предполагает объединение агент-ориентированного моделирования в среде AnyLogic и методов машинного обучения в Python. Предлагаемая интеграция AnyLogic и Python через библиотеку Pypeline открывает возможности для построения динамических моделей, учитывающих как индивидуальные характеристики предприятий, так и влияние внешней экономической среды. Разрабатываемая система позволит классифицировать предприятия по степени финансовой устойчивости, прогнозировать динамику их поведения и моделировать эффекты управленческих решений, что представляет практическую ценность при управлении как на уровне самих предприятий, так и на уровне государственного регулирования.

Дальнейшие исследования направлены на реализацию описанной архитектуры, что потребует обучения нейросетевой модели на реальных данных и проведения вычислительных экспериментов по оценке эффективности предложенного подхода.

Список литературы

1. Федеральная служба государственной статистики. Малое и среднее предпринимательство в России. – М.: Росстат, 2024. – 142 с.

2. Конева, Е. И. О проблемах и перспективах государственной поддержки развития малого и среднего предпринимательства в условиях санкций / Е. И. Конева, Е. А. Жаркова // Вестник Сибирского государственного университета путей сообщения: Гуманитарные исследования. – 2023. – № 2(17). – С. 38-44. – https://doi.org/10.52170/2618-7949_2023_17_38. – EDN LALZTG.

3. Altman, E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy / E.I. Altman // The Journal of Finance. – 1968. – Vol. 23, No. 4. – P. 589-609. – https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x.

4. Taffler, R.J. Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data / R.J. Taffler // Journal of the Royal Statistical Society. – 1982. – Vol. 145, No. 3. – P. 342-358. – https://doi.org/10.2307/2981867.

5. Springate, G.L. Predicting the possibility of failure in a Canadian firm: A discriminant analysis / G.L. Springate. – Simon Fraser University, 1978. – 164 p.

6. Son H., Hyun C., Phan D., Hwang H. J. Data analytic approach for bankruptcy prediction // Expert Systems with Applications. – 2019. – Vol. 138. – Article 112816. – https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.07.033

7. Коваленко, А.В. Искусственный интеллект в экономике: монография / А.В. Коваленко, Е.В. Казаковцева. – 2-е изд. – М.: Ай Пи Ар Медиа, 2023. – 368 с. – https://doi.org/10.23682/132413.

8. Epstein, J.M. Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up / J.M. Epstein, R.L. Axtell. – Cambridge: MIT Press, 1996. – 224 p. https://doi.org/10.7551/mitpress/3374.001.0001.

9. Макарова, Е. А. Агент-ориентированная модель функционирования кластеров предприятий сектора малого и среднего предпринимательства при взаимодействии с банковским сектором / Е. А. Макарова, Э. Р. Габдуллина, О. В. Солнцев // Современные наукоемкие технологии. – 2021. – № 6-1. – С. 55-60. – https://doi.org/10.17513/snt.38697. – EDN: ZMBMSJ.

10. Bollinger, B. Peer effects in the diffusion of solar photovoltaic panels / B. Bollinger, K. Gillingham // Marketing Science. – 2012. – Vol. 31, No. 6. – P. 900-912. – https://doi.org/10.1287/mksc.1120.0727.

11. The AnyLogic Company. Pypeline: Python Integration for AnyLogic: сайт. – URL: https://www.anylogic.com/resources (дата обращения: 31.08.2026).

12. Bondarkov, S. Russian Financial Statements Database: A firm-level collection of the universe of financial statements / S. Bondarkov, V. Ledenev, D. Skougarevskiy // Scientific Data. – 2025. – Vol. 12, No. 1. – https://doi.org/10.1038/s41597-025-05150-1. – EDN: NWMOIU.