

Научная статья
УДК 004.896

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗАТЕЛЯ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ РЕГИОНОВ

Екатерина Сергеевна Григорьева

Уральский государственный лесотехнический университет,
Екатеринбург, Россия
ekaterina.grigoreva.grisha@gmail.com

Аннотация. Исследуются теоретические основы применения методов машинного обучения для оценки экономической безопасности регионов. Рассматривается потенциал прогнозного моделирования и алгоритмов обнаружения аномалий для улучшения возможностей мониторинга и оценки рисков.

Ключевые слова: машинное обучение, экономическая безопасность региона, прогнозное моделирование, обнаружение аномалий, оценка рисков, интегральный показатель, анализ данных

Для цитирования: Григорьева Е. С. Применение методов машинного обучения для оценки и прогнозирования интегрального показателя экономической безопасности регионов // Цивилизационные перемены в России = Civilizational changes in Russia : научно-практической конференции. Екатеринбург : УГЛТУ, 2025. С. 179–186.

Original article

APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR ASSESSMENT AND FORECASTING OF THE INTEGRAL INDICATOR OF REGIONAL ECONOMIC SECURITY

Ekaterina S. Grigoreva

Ural State Forest Engineering University,
Ekaterinburg, Russia
ekaterina.grigoreva.grisha@gmail.com

Abstract. The article explores the theoretical foundations of applying machine learning methods to assessing regional economic security. The potential of predictive modeling and anomaly detection algorithms for enhancing monitoring and risk assessment capabilities is examined.

Keywords: machine learning, regional economic security, predictive modeling, anomaly detection, risk assessment, integral indicator, data analysis

For citation: Grigoreva E. S. (2025) Primeneniye metodov mashinnogo obucheniya dlya otsenki i prognozirovaniya integralnogo pokazatela ekonomicheskoy bezopasnosti regionov [Application of machine learning methods for assessment and forecasting of the integral indicator of regional economic security]. Civilizacionnye peremeny v Rossii [Civilizational changes in Russia] : proceedings of the Scientific and Practical Conference. Ekaterinburg : USFEU, 2025. P. 179–186. (In Russ).

Экономическая безопасность региона является ключевым элементом национальной безопасности государства, обеспечивающим устойчивость социально-экономического развития, рациональное использование ресурсов и способность противостоять внутренним и внешним угрозам. Современная экономическая среда характеризуется высокой неопределенностью, динамичностью процессов и ростом числа факторов риска от глобальных кризисов до локальных структурных дисбалансов. В этих условиях традиционные методы оценки и прогнозирования зачастую оказываются недостаточно эффективными для своевременного выявления тенденций и заблаговременного предупреждения угроз.

Развитие цифровых технологий открывает новые возможности для анализа сложных социально-экономических систем. Методы машинного обучения позволяют обрабатывать большие объемы разнородных данных, выявлять скрытые зависимости и строить более точные прогнозные модели. Их применение в сфере экономической безопасности регионов способствует переходу от описательных и статичных подходов к адаптивным и предиктивным. Это позволяет не только оценивать текущее состояние экономики, но и моделировать сценарии ее развития с учетом множества взаимосвязанных факторов.

В этой связи центральное место в системе диагностики и мониторинга занимает интегральный показатель экономической безопасности региона, представляющий собой сводный индекс, который позволяет комплексно оценить текущее состояние экономики территории на основе совокупности ключевых индикаторов. Его основная особенность заключается в способности агрегировать разнородные статистические данные, характеризующие различные аспекты социально-экономического развития в единую, количественно измеримую величину. Благодаря такому синтезу становится возможным не только определить интегральный уровень устойчивости региональной экономической системы, но и оценить ее способность противостоять внутренним и внешним вызовам.

В состав интегрального показателя, как правило, включают несколько взаимосвязанных блоков, отражающих наиболее значимые сферы функционирования экономики региона. К ним традиционно относятся: финансовая

устойчивость, производственный и инновационный потенциал, инвестиционная активность, социальная стабильность, внешнеэкономическая сбалансированность, а также ресурсно-экологическая безопасность. Каждый блок формируется на основе системы частных индикаторов, отобранных в соответствии с их значимостью и репрезентативностью [1].

Методика расчета интегрального показателя экономической безопасности региона основана на комплексной нормативной оценке ключевых сфер развития. Основная идея методологического подхода заключается в сопоставлении фактических значений выбранных индикаторов с их пороговыми (критическими) уровнями, выход за которые сигнализирует о нарастании угроз. На основе степени отклонения от пороговых значений рассчитывается нормализованная величина для каждого показателя, которая затем агрегируется в рамках соответствующего блока. Итоговый интегральный показатель формируется как взвешенная сумма по отдельным блокам, где веса отражают относительную важность каждого направления безопасности.

Для решения этих сложных аналитических задач все более активно применяются методы машинного обучения. Машинное обучение – это направление искусственного интеллекта, ориентированное на разработку алгоритмов и статистических моделей, способных выявлять скрытые закономерности в данных, обобщать их и принимать решения на основе полученных зависимостей. В отличие от традиционных аналитических методов, машинное обучение позволяет системам автоматически обучаться на исторических и текущих данных, адаптируясь к изменяющимся условиям.

В частности, при оценке и прогнозировании интегрального показателя экономической безопасности региона модели машинного обучения позволяют выявить нелинейные зависимости между множеством факторов, прогнозировать динамику показателей, оптимизировать весовые коэффициенты в агрегированных индексах, учитывая реальное влияние частных показателей на итоговую оценку и отслеживать аномалии в данных. Благодаря чему, машинное обучение может стать мощным инструментом прогностической аналитики в региональной экономике. Важным преимуществом машинного обучения является способность обрабатывать большие и разнородные массивы информации, что делает его особенно востребованным в условиях цифровой экономики.

При оценке и прогнозировании интегрального показателя экономической безопасности региона можно выделить следующие классы задач машинного обучения, каждый из которых решает определенную аналитическую проблему.

Задача регрессии – это задача предсказания непрерывной числовой величины на основе набора входных признаков. В контексте экономической безопасности регрессионные модели позволяют прогнозировать значения ключевых показателей, составляющих интегральный индикатор.

Задача классификации – направлена на отнесение объекта к одной из заранее определенных категорий на основе его признаков. Таким образом, задача классификации выполняет роль системы раннего предупреждения, переводя сложные численные показатели в понятные управленические сигналы.

Задача кластеризации – позволяет группировать объекты по степени схожести их характеристик без заранее заданных категорий, что особенно ценно при исследовании неоднородных региональных систем. Кластеризация помогает выявить скрытые структуры в данных и формировать типологию регионов.

Задача уменьшения размерности – это процесс сокращения числа признаков при сохранении максимальной информативности данных. Это критически важно при работе с большими наборами индикаторов, из которых формируется интегральный показатель. Используя методы снижения размерности, можно свести десятки показателей к нескольким факторам риска, что упростит интерпретацию и повысит прозрачность анализа.

Задача выявления аномалий – направлена на обнаружение нетипичных значений или неожиданных изменений в данных. Выявление таких аномалий на раннем этапе позволяет быстро реагировать на кризисные явления и предотвращать их перерастание в системные угрозы [1].

При построении и анализе интегрального показателя экономической безопасности региона ключевое значение имеет выбор подходящей парадигмы машинного обучения, определяющей способ обработки данных и формирования выводов. В зависимости от характера доступной информации и целей анализа выделяют четыре основных типа обучения: обучение с учителем, без учителя, обучение с частичным привлечением учителя и с подкреплением.

Обучение с учителем (*supervised learning*) предполагает наличие размеченного набора данных, в котором каждому вектору входных признаков соответствует известное значение целевой переменной. Модель учится восстанавливать зависимость между входами (например, уровнем безработицы, инвестиционной активностью, долговой нагрузкой) и выходом – значением интегрального показателя или его компонентов. Преимуществом подхода является высокая интерпретируемость и возможность точной оценки качества модели. Однако он требует наличия достоверно размеченных данных, что в условиях экономического анализа может быть затруднительно.

Обучение без учителя (*unsupervised learning*) предполагает работу с неразмеченными данными, так как нет доступа к целевым меткам. Его задача – выявить скрытые структуры, закономерности и корреляции в данных. Такой подход особенно полезен на начальных этапах анализа, когда отсутствует четкая гипотеза о структуре данных или когда необходимо выявить скрытые паттерны, неочевидные при традиционном анализе.

Обучение с частичным привлечением учителя (*semi-supervised learning*) представляет собой гибрид из предыдущих двух типов обучения, когда в распоряжении исследователя имеется небольшой набор размеченных данных и большой объем неразмеченных. Модель использует структуру неразмеченных данных для обобщения закономерностей, а размеченные примеры – для корректировки и направления процесса обучения. Обучение с частичным привлечением учителя особенно актуально в условиях неполноты статистики и разнородности данных по регионам [2].

Выбор типа обучения определяет эффективность и адекватность моделирования интегрального показателя экономической безопасности региона. Комбинированное использование этих подходов способствует созданию более гибких, устойчивых и адаптивных аналитических систем, способных эффективно поддерживать принятие управленческих решений в сфере региональной экономической безопасности.

Модели машинного обучения позволяют преодолеть эти ограничения за счет учета нелинейных связей, автоматического отбора значимых факторов из десятков или сотен показателей, работы с большими массивами данных, прогнозирования с высокой точностью за счет использования временных рядов и ансамблей моделей и выявления аномалий и скрытых паттернов, которые трудно заметить при традиционном анализе.

Несмотря на значительный потенциал машинного обучения в сфере анализа социально-экономических процессов, на сегодняшний день существует ряд проблем, ограничивающих его эффективное использование. Эти проблемы связаны как с качеством и полнотой исходной информации, так и с особенностями самих алгоритмов и институциональной среды их внедрения.

Одной из ключевых проблем является ограниченность и низкое качество данных. Большинство официальных статистических показателей публикуется с запозданием, часть индикаторов доступна лишь раз в год, а данные нередко содержат пропуски и несогласованность между источниками. В результате модели машинного обучения сталкиваются с трудностями при построении устойчивых прогнозов. Так, если данные о занятости публикуются ежемесячно, а информация о бюджетных расходах – только ежегодно, модели регрессии будутискажать краткосрочные прогнозы интегрального показателя.

Не менее важной проблемой выступает интерпретируемость прогнозных моделей. Алгоритмы, обеспечивающие высокую точность прогнозов, зачастую функционируют как «черные ящики», что усложняет интерпретацию результатов.

Существенные трудности вызывает и переносимость моделей между регионами. Экономические системы субъектов России существенно различаются по структуре, уровню развития и ресурсной базе. Модель, обученная на данных промышленного региона, может давать значительные ошибки при прогнозировании для аграрного региона.

Отдельное внимание следует уделить устойчивости прогнозов в условиях кризисных шоков. Машинное обучение опирается на исторические закономерности, которые могут терять актуальность в периоды резких изменений. Так, в 2020 году модели, обученные на докризисных данных, оказались неспособны корректно спрогнозировать последствия пандемии для региональных рынков труда и инвестиций. Решением данной проблемы может стать проведение стресс-тестов и сценарного моделирования, а также использование онлайн-обучения (OnlineLearning), позволяющего оперативно адаптировать модели к новым данным.

Наконец, важным ограничением выступает недостаток кадровых и инфраструктурных ресурсов в регионах. Для эффективного функционирования прогнозных моделей требуется не только качественная статистическая база, но и подготовленные специалисты, способные сопровождать и корректировать алгоритмы.

Широкое внедрение методов машинного обучения для оценки и прогнозирования интегральных показателей, таких как уровень экономической безопасности региона, столкнулось с фундаментальной методологической проблемой, известной как «проблема черного ящика». Сложные ансамбли деревьев решений и глубокие нейронные сети, демонстрирующие высочайшую прогнозную точность, оперируют нелинейными и многомерными взаимосвязями, которые практически не поддаются содержательной интерпретации человеком-экспертом. В контексте экономической безопасности это порождает парадокс: лица, принимающие решения, получают высокоточный прогноз, но лишены понимания каузальных механизмов и ключевых драйверов, стоящих за ним. Они не могут определить, какой именно фактор (например, уровень безработицы в моногороде или доля критического импорта) вносит решающий вклад в негативный сценарий, и, как следствие, не могут разработать адресные и эффективные управленческие воздействия. Это существенно ограничивает практическую ценность моделей машинного обучения.

Разрешением данного противоречия становится активно развивающаяся область объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI). XAI представляет собой набор методов, предназначенных для интерпретации внутренней логики сложных моделей машинного обучения. Такие техники, как SHAP (SHapley Additive exPlanations) и LIME (LocalInterpretableModel-agnosticExplanations), позволяют декомпозировать итоговый прогноз модели на вклад каждого признака для каждого отдельного наблюдения. В практическом плане это означает, что региональный аналитик получает не просто число – прогнозное значение индекса безопасности, а его обоснование: например, модель указывает, что прогнозируемое снижение индекса на 78 % обусловлено ростом просроченной кредиторской задолженности предприятий обрабатывающей промышленности, на 15 % –

снижением прямых иностранных инвестиций и на 7 % – ростом энергоемкости ВРП. Таким образом, XAI выполняет роль «переводчика» между алгоритмом и человеком, трансформируя абстрактный прогноз в конкретный набор рекомендаций для принятия управленческих решений.

Эволюция от моделей-«черных ящиков» к объяснимым системам искусственного интеллекта знаменует собой критически важный сдвиг в парадигме принятия решений в сфере экономической безопасности. Это переход от пассивного прогнозирования будущего состояния к активному управлению им. Объяснимые модели не только предсказывают значение интегрального показателя, но и непосредственно указывают на те целевые переменные, воздействие на которые позволяет это значение скорректировать. Следовательно, интеграция методов XAI в системы поддержки принятия решений превращает их из инструмента ретроспективного анализа в мощный инструмент проактивного стратегического планирования, позволяющий оптимизировать ресурсы и разрабатывать превентивные меры для нивелирования конкретных, выявленных моделью рисков [3].

Таким образом, модели машинного обучения позволяют учитывать нелинейные зависимости, автоматически отбирать значимые факторы, работать с большими и разнородными массивами данных, а также выявлять скрытые закономерности и аномалии. Использование алгоритмов регрессии, классификации, кластеризации, снижения размерности и выявления аномалий дает возможность трансформировать интегральный показатель из статичного индекса в динамическую систему мониторинга. Это обеспечивает более точное прогнозирование, формирование систем раннего предупреждения и поддержку принятия управленческих решений на региональном уровне.

Вместе с тем выявлены и проблемные стороны применения машинного обучения. Однако данные препятствия могут быть преодолены за счет внедрения современных методов обработки данных, использования объясимого искусственного интеллекта, развития специализированных центров компетенций и адаптации алгоритмов к специфике региональных условий.

Список источников

1. Применение машинного обучения для анализа больших данных в экономике / В. В. Бойдаченко, П. А. Бутин, А. В. Семененко, О. В. Косникова // Индустриальная экономика. 2024. № 4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenie-mashinnogo-obucheniya-dlya-analiza-bolshih-dannyh-v-ekonomike> (дата обращения: 01.09.2025).
2. Использование машинного обучения для анализа экономических данных / В. В. Осенний, И. В. Затонская, П. Н. Приймақ, Е. А. Шматков // Журнал прикладных исследований. 2023. № S2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-mashinnogo-obucheniya-dlya-analiza-ekonomiceskikh-dannyh> (дата обращения: 04.09.2025).

3. Аверкин А. Н. Объяснимый искусственный интеллект как часть искусственного интеллекта третьего поколения // Речевые технологии / SpeechTechnologies. 2023. № 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obyasnimyy-iskusstvennyy-intellekt-kak-chast-iskusstvennogo-intellekta-tretiego-pokoleniya> (дата обращения: 30.08.2025).

References

1. Application of machine learning for big data analysis in economics / V. V. Boydachenko, P. A. Butin, A.V. Semenenko, O. V. Kosnikova // Industrial Economy. 2024. No. 4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenie-mashinnogo-obucheniya-dlya-analiza-bolshih-dannyh-v-ekonomike> (date of accessed: 01.09.2025).
2. Using Machine Learning to Analyze Economic Data / V. V. Osenniy, I. V. Zatonskaya, P. N. Priymak, E. A. Shmatkov // Journal of Applied Research. 2023. No. S2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-mashinnogo-obucheniya-dlya-analiza-ekonomiceskikh-dannyh> (date of accessed: 04.09.2025).
3. Averkin A. N. Explainable artificial intelligence as a part of third-generation artificial intelligence // Speech Technologies. 2023. No. 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obyasnimyy-iskusstvennyy-intellekt-kak-chast-iskusstvennogo-intellekta-tretiego-pokoleniya> (date of accessed: 30.08.2025).