



ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В ПОДДЕРЖКЕ ИНВЕСТИЦИОННЫХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНЫХ ДАННЫХ

Е.М. Хитрова¹, С.С. Прошутинская²

¹ *Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация*

² *Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация*

Информация о статье

Дата поступления
15 апреля 2025 г.

Дата принятия к печати
10 июня 2025 г.

Дата онлайн-размещения
30 июня 2025 г.

Ключевые слова

Инвестиции; искусственный интеллект; машинное обучение; экспертные данные; финансовый анализ

Аннотация

В статье исследуются причины и структура неопределенности современного инвестиционного пространства. В качестве существенного фактора, повышающего уровень неопределенности, рассматривается асимметрия информации — нечеткость данных для принятия взвешенных решений и неадекватность выбора методов их обработки. Значимость экспертных данных определяется их способностью учитывать качественные и трудно формализуемые факторы. Результаты их анализа в условиях недостаточной прозрачности рынка инвестиций по-прежнему востребованы, но при этом возникают проблемы, связанные с субъективностью и агрегированием мнений различных специалистов, их недостаточным уровнем, количественной оценкой суждений, несогласованностью решений и неспособностью традиционных количественных методов статистического анализа адекватно отражать влияние субъективных факторов.

Исследуются возможности применения современных алгоритмов искусственного интеллекта и машинного обучения для цифровой обработки, анализа и интеграции экспертных данных в процессе принятия решений о финансовых инвестициях. Рассматривается методика объединения экспертных оценок с алгоритмами машинного обучения с целью повышения объективности, точности и прозрачности инвестиционных решений. Представлен практический пример применения такого подхода, иллюстрирующий его преимущества и потенциальную эффективность в условиях реального финансового рынка.

Original article

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING IN SUPPORTING INVESTMENT DECISIONS BASED ON EXPERT DATA

Elena M. Hitrova¹, Sofya S. Proshutinskaya²

¹ *Baikal State University, Irkutsk, the Russian Federation*

² *Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, the Russian Federation*

Article info

Received
April 15, 2025

Abstract

The article examines the causes and structure of uncertainty in the modern investment space. Information asymmetry, i.e. the fuzzy data for making informed decisions and the inadequacy of the choice of methods for their processing, is considered as a significant factor increasing

Accepted
June 10, 2025

Available online
June 30, 2025

Keywords

Keywords

Investments; artificial intelligence;
machine learning; expert data;
financial analysis

Функционирование финансового рынка всегда сопровождается факторами неопределенности и динамичности процессов, проистекающих в экономическом пространстве. Инвестиционные процессы как элемент финансового рынка в большей степени подвержены неопределенности, поскольку их результативность связана с фактором времени. Поэтому результат успешной инвестиционной деятельности зависит от способности инвесторов принимать решения в постоянно изменяющихся условиях внешней среды, осознавать пределы своих прогнозов и оставлять пространство для адаптации своих решений.

Степень неопределенности для принятия инвестиционных решений напрямую зависит от объема и качества информации, которой располагает лицо, принимающее решение. Количество информации выступает одним из важнейших факторов оценки риска инвестиционных решений. В. Ступаков и Г. Токаренко рассматривают шкалу неопределенности, позволяющую определить класс модели оценки риска инвестиций в зависимости от объема имеющейся информации. В этой связи авторы выделяют три типа неопределенности: условную определенность, частичную неопределенность и полную неопределенность [1].

Кроме количественных показателей информации необходимо принимать во внимание и внешние факторы — различные макроэкономические события, политические решения, технологические изменения. В результате взаимодействия этих факторов формируется сложная и динамичная среда, в которой инвестиционные решения могут приводить как к значительным прибылям, так и к убыткам (рисунок).

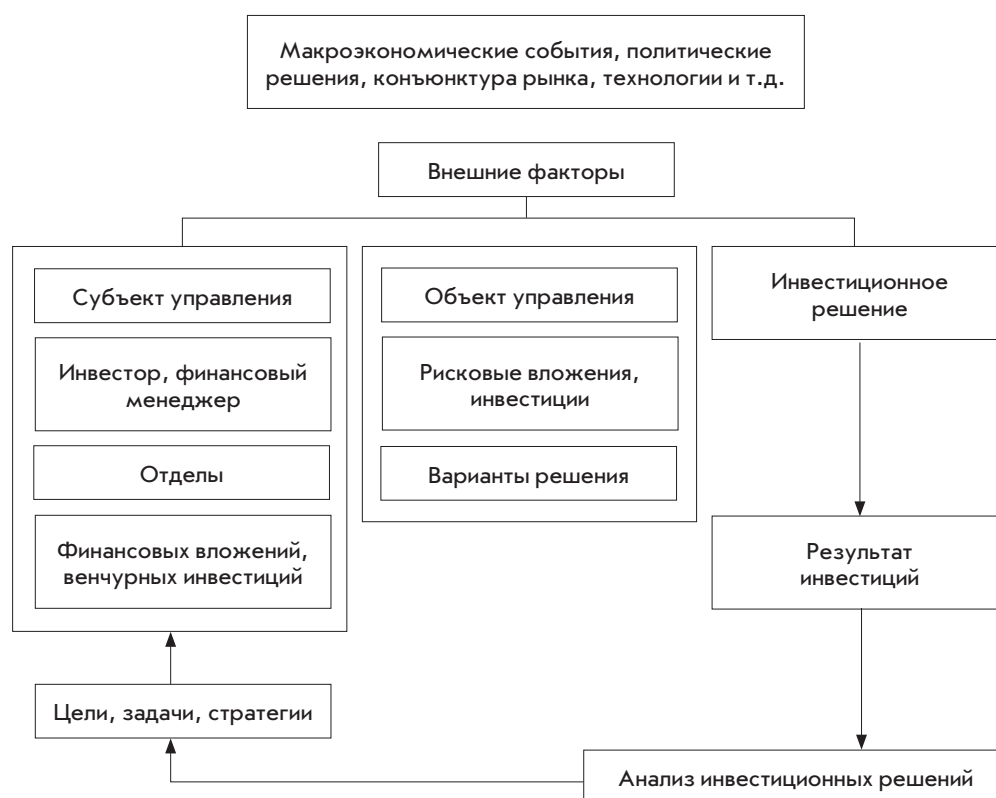
the level of uncertainty. The importance of expert data is determined by their ability to take into account qualitative and difficult to formalize factors. The results of their analysis in the conditions of insufficient transparency of the investment market are still in demand, but at the same time there are problems associated with the subjectivity and aggregation of opinions of various specialists, their insufficient level, quantitative assessment of judgments, inconsistency of decisions and the inability of traditional quantitative methods of statistical analysis to adequately reflect the influence of subjective factors. The possibilities of using modern algorithms of artificial intelligence and machine learning for digital processing, analysis and integration of expert data in the process of making decisions on financial investments are studied. The methodology for combining expert assessments with machine learning algorithms is considered in order to increase the objectivity, accuracy and transparency of investment decisions. A practical example of the application of this approach is presented, illustrating its advantages and potential effectiveness in the conditions of the real financial market.

Невозможность точного прогнозирования макроэкономических показателей, таких как темпы инфляции, ключевая ставка Центробанка, уровень безработицы и т.п., сказывается на доходности инвестиций, что сразу влияет на стоимость облигаций, кредитные условия и инвестиционные стратегии компаний [2].

Актуальность приобретает учет политических рисков. Неопределенность усиливается за счет санкционных ограничений, изменения налогов и тарифов. Политическая неопределенность влияет на решения крупных корпораций относительно экспансии на новые рынки, что, в свою очередь, определяет инвестиционные стратегии частных и институциональных инвесторов.

Особенно сложным становится учет неопределенности при долгосрочных инвестициях, когда необходимо предвидеть развитие событий на горизонте нескольких лет или даже десятилетий. Такие решения требуют от инвесторов не только финансовой грамотности, но и способности к стратегическому мышлению, умения интерпретировать неявные сигналы и тенденции. В этих условиях часто применяется сценарное планирование, которое предполагает у лиц, принимающих решения, развитие стратегической гибкости, динамичных ключевых компетенций, «партизанской логики», стратегического маневрирования, быстрой адаптивности, конкурентоспособности, основанной на знаниях и инновациях [3; 4].

Традиционными инструментами, ограничивающими риск потери дохода в условиях высокой степени неопределенности, являются диверсификация портфеля, применение хеджирования, использование опционов и деривативов для защиты от резких изменений рыночной конъюнктуры [5].



Система принятия инвестиционных решений

Помимо традиционных экономических, политических и технологических аспектов, неопределенность проникает в такие ранее малоизученные области, как экологические риски, социальные изменения и трансформации глобальных взаимодействий. Совокупность этих факторов приводит к тому, что прогнозирование инвестиционных результатов все чаще напоминает не точную науку, а искусство, требующее интуитивного понимания тенденций и гибкости мышления.

Новым и важным элементом неопределенности выступают ESG-риски, возникающие вследствие прямого или косвенного влияния человека на окружающую среду. Примерами их реализации могут быть выбросы парниковых газов, нерациональное природопользование путем истощения природных ресурсов, что влечет за собой реагирование властей в виде ужесточения экологических норм и стандартов, введения углеродного налога, или глобальный переход к возобновляемой энергетике [6]. Инвесторы, не учитывающие эти изменения, сталкиваются с риском значительных финансовых убытков, снижения прибыли, достаточности капитала и репутационных убытков. В то же время инвестиции в устойчивые технологии, возобновляемую энергетику и экологически чистые производства становятся новой об-

ластью высокой неопределенности: данные сферы перспективны, но их долгосрочная доходность и рыночный потенциал пока остаются трудно прогнозируемыми.

Социальная неопределенность является еще одним источником ESG-рисков и проявляется в изменении предпочтений потребителей и в новых социальных явлениях. Ситуация неопределенности не позволяет ориентироваться на устойчивые социальные правила и практики, поэтому принятие решения инвестора всегда сопряжено с риском. Цифровизация многих продуктов и услуг, а также меняющиеся взгляды нового поколения на труд и занятость приводят к существенным изменениям в инвестиционной привлекательности целых отраслей [7].

Непредсказуемость инновационных прорывов и появления новых технологий также вносит дополнительный элемент неопределенности в инвестиционный процесс. Как справедливо отмечает Л.А. Горбач, если раньше о цифровой индустрии говорили как об одном из отдельных секторов экономики, связанным непосредственно с IT, то сегодня очевидным становится факт его конвергентности, благодаря которому цифровизация стала ключевым фактором развития всех современных отраслей экономики [8]. Появление таких явлений, как блокчейн, техно-

логии дополненной и виртуальной реальности способно в кратчайшие сроки полностью трансформировать существующие рынки. Многие традиционные бизнес-модели перестают качественно работать, что делает непредсказуемым результат инвестиций. Инвесторам приходится учитывать вероятность того, что отрасль, казавшаяся стабильной и перспективной, окажется нерелевантной в ближайшем будущем.

Таким образом, принятие инвестиционных решений сегодня требует глубокого анализа не только текущих условий, но и потенциальных технологических трендов, способных кардинально изменить рынок.

Дополнительным фактором неопределенности становится усложнение регуляторной среды и растущая роль государственного регулирования рынков. При внедрении современных технологий особое место занимает проблема обеспечения безопасности. К вызовам и угрозам, существующим в цифровой среде, на данном этапе относятся: кибербезопасность, защита персональных данных граждан, кибератаки на промышленные объекты, киберпреступность, кибернасилие, создание дипфейк-видео в интернете и социальных сетях, подмена ТВ- и радиоконтента, размещение дезинформации в социальных сетях, на цифровых платформах, взлом информационных баз данных граждан РФ и промышленных объектов. Быстрое развитие информационно-коммуникационных технологий сопровождается повышением вероятности возникновения угроз безопасности граждан, общества и государства в разных сферах [9]. В связи с этим все требования к финансовой прозрачности, новые законы о защите персональных данных и борьбе с отмыванием денег приводят к необходимости значительных расходов на комплаенс и соответствие новым стандартам. Регуляторная неопределенность проявляется в частых изменениях законодательных норм, что существенно затрудняет долгосрочное планирование и требует постоянного мониторинга изменений, влияющих на риски инвестиций.

Масштаб и сложность неопределенности инвестиционного процесса в значительной степени зависят от специфики отрасли, типа активов и инвестиционных горизонтов. Так, отрасли с длительными инвестиционными циклами, такие как инфраструктурное строительство, недвижимость, энергетика и промышленность, особенно уязвимы перед непредсказуемыми изменениями в законодательстве, глобальными экономическими кризисами и изменениями в предпочтениях

потребителя. С другой стороны, краткосрочные инвестиции в ликвидные активы в виде ценных бумаг или валюты несут иную форму неопределенности, которая связана с высокой волатильностью и трудностью краткосрочного прогнозирования рыночного поведения [10]. Здесь на первое место выходят проблемы психологических ловушек, таких как эффект стадности или чрезмерная самоуверенность, которые значительно усиливают неопределенность и приводят к иррациональным решениям инвесторов [11].

Психологические аспекты неопределенности, как правило, проявляются в период кризисов или экономических потрясений, когда страх и неопределенность резко усиливают колебания цен на активы. Это приводит к дополнительной волатильности рынков. В условиях неопределенности, когда информация о возможных рисках и результатах может быть неполной или неточной, психологические факторы могут значительно влиять на способность принимать эффективные решения [12]. Психологические установки выступают значимым фактором, модулирующим процесс принятия решений в условиях неопределенности. Они представляют собой устойчивые когнитивные структуры, выражающиеся в предпочтениях или тенденциях, которые оказывают влияние на субъективное восприятие рисков и потенциальных исходов [13]. Поведение толпы может существенно исказить фундаментальные показатели, вынуждая инвесторов реагировать на эмоциональные, а не рациональные сигналы, что делает инвестиционный процесс менее предсказуемым.

Важным аспектом, также повышающим неопределенность, является асимметрия информации. Нередки ситуации, когда инвесторы обладают недостаточными данными для принятия взвешенных решений, тогда как инсайдеры и внутренние участники рынка имеют доступ к более точной и полной информации. Это порождает дополнительные риски и осложняет процесс оценки реальной стоимости актива. В таких случаях инвесторы стремятся применять методы хеджирования или вводить премии за риск неопределенности, отражая таким образом свою осторожность в условиях ограниченного доступа к данным [14].

Значительный вклад в неопределенность вносят так называемые «черные лебеди» — редкие и непредсказуемые события с мощным воздействием, такие как пандемии, стихийные бедствия, геополитические конфликты или финансовые кризисы. Проблема таких событий заключается в том, что они практически невозможны для точного прогнозиро-

вания, однако могут кардинально изменить инвестиционный ландшафт за считанные дни или даже часы. Анализ таких событий показывает, что кризис развивается по спирали, охватывая все новые сферы — здравоохранения, образования, туризма, транспорта, производства, снабжения, сбыта, доходов населения, социальную сферу, бюджетную, макроэкономическую, социальную и внешнюю политику государства [15].

Еще одним направлением анализа неопределенности являются корпоративные системы принятия решений на разных уровнях. Например, на стратегическом уровне компании сталкиваются с неопределенностью в выборе направления деятельности или географической экспансии. На тактическом уровне неопределенность связана с управлением портфелем активов, ребалансировкой и хеджированием рисков. На операционном уровне она проявляется в ежедневных решениях, таких как выбор момента входа и выхода из актива, управление ликвидностью и поддержание резервов для покрытия непредвиденных убытков. Согласованность и грамотное управление неопределенностью на всех этих уровнях является ключом к успеху долгосрочной инвестиционной деятельности. Таким образом, для участников инвестиционного процесса неопределенность становится многофакторным явлением и требует анализа многих факторов для выстраивания своих инвестиционных действий.

Процесс принятия инвестиционных решений в этом случае становится задачей, решение которой возможно только при комплексном подходе к отбору и использованию методов и средств, используемых для анализа данных [16].

Осознание сложности и многомерности неопределенности побуждает инвесторов искать новые подходы к управлению рисками. Особую значимость приобретают современные технологии прогнозирования и обработки больших массивов данных, такие как алгоритмы глубокого обучения и предиктивной аналитики, которые способны выявлять сложные взаимосвязи и тренды, неочевидные при традиционном подходе. Однако даже самые совершенные модели не могут полностью устранить неопределенность, поскольку сама природа инвестирования подразумевает принятие решений в условиях неполноты информации и неопределенности будущего [17].

Цифровая трансформация финансовой отрасли обеспечивает возможность применение количественных методов анализа данных, базирующихся на статистических

моделях и алгоритмах. При этом интуитивно-логический анализ, основанный на знаниях квалифицированных специалистов в условиях недостаточной прозрачности рынка инвестиций, по-прежнему востребован.

Экспертные данные представляют собой процедуру получения оценок (оценки) на базе мнения группы экспертов (эксперта) в каких-либо вопросах с целью дальнейшего принятия наиболее подходящего решения, совершения выбора [18]. В финансовом инвестировании экспертные оценки имеют ключевое значение, прежде всего вследствие факторов неопределенности и отсутствия, а нередко и недоступности, объективных количественных данных. В тех случаях, когда статистические методы и математический анализ данных малоэффективны, опыт и профессиональная интуиция экспертов позволяют оценить перспективность и риски различных инвестиционных направлений. Одной из причин, по которой экспертные данные остаются незаменимыми, является их способность учитывать качественные и трудно формализуемые факторы, такие как политическая ситуация, регуляторные изменения, технологические инновации и настроения инвесторов. Однако при этом возникают проблемы, связанные с субъективностью и агрегированием мнений различных специалистов, недостаточным уровнем согласованности решений, количественной оценкой суждений. Методы экспертных оценок при наличии коллектива специалистов можно разделить на две группы: методы коллективной работы экспертной группы и методы получения индивидуального мнения членов экспертной группы. На сегодняшний день выделяются следующие методы коллективной работы экспертной группы [18]: метод коллективной генерации идей, метод «635», метод «Дельфи», метод «комиссий», метод написания сценария. К основным индивидуальным методам получения мнения относятся следующие [19]: метод «интервью», аналитический метод. Также существуют математико-статистические методы экспертных оценок [20]: метод простой ранжировки, метод весовых коэффициентов, метод последовательных сравнений, метод парных сравнений.

Но при этом возникает проблема несогласованности экспертных оценок, причиной которой является субъективизм экспертов. Каждый специалист, формируя мнение, неизбежно опирается на собственный профессиональный опыт, образование, личные убеждения и предпочтения. Такие индивидуальные факторы способны существенно повлиять на окончательное мнение эксперта,

приводя к расхождению с оценками других участников экспертной группы. Эксперты с разным опытом, уровнем компетенции и профессиональной подготовки в одной и той же сфере могут по-разному воспринимать риски и возможности исследуемого объекта, что в результате формирует их противоречивые заключения.

Формальные критерии определения состава экспертной комиссии не всегда обеспечивают одинаковую глубину знаний участников, что ведет к неоднородности предоставляемых ими оценок. В случаях, когда требуется оценивать инновационные или междисциплинарные проекты, где экспертам сложно охватить весь спектр проблематики и дать комплексную, согласованную оценку, эта проблема проявляется особенно ярко.

Отдельной проблемой выступает влияние информации, используемой каждым экспертом при формировании инвестиционного решения. Если участники экспертизы опираются на различные источники данных, уровень их информированности может существенно различаться, порождая несогласованность результатов. Особенно остро этот фактор проявляется в условиях ограниченной доступности объективной и полной информации, когда эксперты вынуждены дополнять пробелы собственными предположениями или опытом. В таком случае разница в имеющейся информации становится причиной значительных расхождений в оценках.

С целью выявления и управления несогласованностью экспертных оценок широко используются технические методы и математические инструменты. Среди таких инструментов можно выделить коэффициент конкордации Кендалла, позволяющий количественно оценить степень согласованности мнений экспертов, выявить отклонения и скорректировать итоговые результаты. Кластерный анализ помогает разделить экспертные мнения на группы, внутри которых оценки будут близкими, что упрощает выявление проблемных областей, требующих дополнительного анализа. Применение подобных методов позволяет фиксировать уровень несогласованности. Но полностью устранить несогласованность экспертных оценок невозможно. Это связано с фундаментальной природой экспертного знания, которое по определению является субъективным и зависящим от конкретного индивида. В этой связи важным становится не полное устранение несогласованности, а ее эффективное управление для формирования наиболее объективного итогового результата.

Традиционные количественные методы анализа на основе математической и статистической обработки данных позволяют выявить и нивелировать крайние оценки, использовать взвешенные средние и медианы, но не способны адекватно отражать влияние субъективных факторов, что приводит к потере информации, содержащейся в экспертных мнениях, и некорректности решений.

Возникает необходимость в использовании более современных методов обработки экспертных данных, способных эффективно агрегировать различные экспертные мнения и выявлять в них скрытые закономерности. Цифровые технологии, прежде всего методы искусственного интеллекта (ИИ), интеллектуального анализа данных и машинного обучения (МО), способны эффективно компенсировать указанные ограничения, существенно повысив качество обработки экспертной информации и ее интеграцию в процесс принятия решений о финансовом инвестировании. Эти технологии способны выявлять скрытые закономерности и тренды, содержащиеся в экспертных оценках.

К числу наиболее распространенных и перспективных методов, применяемых для обработки экспертных данных, относятся регрессионные модели, алгоритмы кластеризации и классификации, нейронные сети. Регрессионные модели позволяют прогнозировать количественные показатели, такие как ожидаемая доходность инвестиционных активов или уровень рисков, основываясь на данных, полученных от экспертов. Эти модели могут учитывать и объединять оценки большого числа специалистов, автоматически определяя вес и значимость мнений каждого эксперта на основе предыдущего опыта и точности их прогнозов [21, с. 88].

Методы кластеризации и классификации данных помогают выявить группы схожих экспертных оценок, структурировать полученную информацию и облегчить ее интерпретацию. Например, алгоритмы кластеризации (такие как K-means, иерархическая кластеризация и DBSCAN) позволяют автоматически выделить группы экспертов, сходных по стилю анализа, подходам к оценке рисков и перспективам конкретных инвестиционных направлений. Это существенно упрощает последующий процесс принятия решений, делая его более структурированным и понятным для конечных пользователей [22].

Искусственные нейронные сети при обработке больших объемов разнотипной экспертной информации, благодаря своей гибкости, способны выявлять сложные нелинейные зависимости, решать проблему

интеграции количественных и качественных данных. Построенные ими комплексные прогнозные модели учитывают и количественные данные, и качественные оценки, данные экспертами в форме текстов или интервью [23].

Знания из экспертных интервью, аналитических отчетов и обзоров обеспечиваются применением цифровых технологий, реализующих методы обработки естественного языка (Natural Language Processing (NLP)), что расширяет возможности интеграции экспертных данных в процессы анализа и принятия решений [24]. Таким образом, благодаря применению технологий ИИ и МО использование экспертных оценок становится значительно эффективнее.

Методика интеграции экспертных данных с алгоритмами искусственного интеллекта и машинного обучения при принятии финансовых решений представляет собой последовательный и многоэтапный процесс, направленный на повышение качества, объективности и точности аналитических выводов [25]. Перечень этапов и их описание представлены в табл. 1.

На практике применение методики интеграции экспертных данных с алгоритмами машинного обучения может быть использовано в различных областях экономики, в том числе и для принятия финансовых решений.

Результаты исследования

Апробация методики проведена на примере задачи формирования оптимального портфеля акций технологических компаний для формирования инвестиционного фонда.

На первом этапе было проведено экспертное анкетирование среди группы финансовых аналитиков и отраслевых экспертов. Каждый эксперт оценивал перспективность конкретных компаний по следующим показателям: потенциальная доходность, уровень рисков, инновационность, устойчивость компании к изменениям на рынке. Эксперты предоставили как количественные оценки (по шкале от 1 до 10), так и текстовые комментарии о преимуществах и рисках отдельных компаний. На втором этапе вся собранная информация была подвергнута цифровой обработке: числовые оценки были нормализованы, текстовые комментарии преобразованы в числовые признаки с помощью методов NLP. В результате образовалась структурированная база данных с числовыми характеристиками по каждой компании. На третьем этапе применялся алгоритм кластеризации (K-means), который позволил выделить группы экспертов с похожими стратегиями оценки инвестиционных перспектив компаний. Дополнительно была использована регрессионная модель (Random Forest «случайный лес»), которая на основе агрегированных экспертных данных прогнозировала доходность и степень риска каждой из рассматриваемых компаний. Пример структуры экспертных данных и результатов обработки с помощью ИИ и МО представлен в табл. 2. Столбец «Средняя экспертная оценка доходности» показывает

Таблица 1

Этапы методики интеграции экспертных данных с алгоритмами искусственного интеллекта

Этап	Содержание этапа
1. Сбор экспертных данных	Предполагается организация специализированных цифровых платформ или онлайн-опросников для проведения анкетирования, интервьюирования или экспертных панелей. На этом этапе ключевое значение имеет подбор экспертов, обладающих необходимым уровнем компетентности и практическим опытом. Эксперты оценивают различные инвестиционные направления или активы, предоставляя данные в текстовом виде или в виде числовых оценок
2. Предварительная цифровая обработка и подготовка данных	Осуществляется нормализация и стандартизация полученных экспертных данных. Текстовая информация структурируется и переводится в числовой формат с помощью методов NLP. В результате создается единая база данных, содержащая стандартизированные экспертные оценки, готовая к последующему анализу
3. Обработка с помощью ИИ и МО	Осуществляется обработка данных с помощью алгоритмов МО. Наиболее востребованными в этом случае оказываются методы кластеризации (например, K-means, DBSCAN), которые позволяют группировать экспертов по близости их мнений, а также регрессионные и классификационные алгоритмы (например, деревья решений или нейронные сети), используемые для прогнозирования доходности активов или оценки риска на основе агрегированных экспертных мнений. Применение нейронных сетей особенно эффективно в случаях наличия сложных нелинейных взаимосвязей между различными факторами.
4. Интеграция и визуализация результатов	Результаты анализа экспертных данных и полученные прогнозы интегрируются в единую аналитическую модель, позволяющую сформировать обоснованные рекомендации для инвесторов или аналитиков. Результаты анализа визуализируются посредством инструментов бизнес-аналитики (например, Power BI, Tableau).

Структура экспертных данных

Компания	Средняя экспертная оценка доходности (1–10)	Средняя экспертная оценка риска (1–10)	Кластер (группа экспертов)	Прогнозируемая доходность (модель Random Forest), %
Компания А	8,2	3,5	Кластер 1	15,2
Компания Б	7,5	4,2	Кластер 2	13,8
Компания В	6,1	6,0	Кластер 2	9,5
Компания Г	9,0	2,7	Кластер 1	17,4
Компания Д	5,5	7,3	Кластер 3	6,8

усредненную оценку, полученную от экспертов относительно перспектив доходности компаний. Столбец «Средняя экспертная оценка риска» отражает усредненные экспертные оценки потенциальных рисков, связанных с инвестициями в эти компании. Столбец «Кластер (группа экспертов)» демонстрирует, как алгоритм K-means сгруппировал экспертов по схожести их оценок. Столбец «Прогнозируемая доходность» показывает результат прогноза регрессионной модели (например, Random Forest), построенной на основе интегрированных экспертных данных.

Заключительным шагом стала интеграция всех результатов в единую модель. С помощью программного инструмента Power BI была проведена визуализация полученных прогнозов и кластеров экспертных мнений. Это позволило определить компании, которые одновременно получили высокие оценки экспертных групп и наилучшие прогнозы по доходности и рискам. Результатом применения данной методики стал сбалансированный и эффективный инвестиционный портфель, состоящий из акций технологических компаний, доходность которого за анализируемый период превзошла рыночный бенчмарк на 12 %.

Данный пример убедительно демонстрирует практическую полезность интеграции экспертных оценок и технологий искусственного интеллекта в принятии решений о финансовых инвестициях.

Выводы

Интеграция экспертных данных с технологиями ИИ и МО открывает новые возможности для повышения эффективности инвестиционного анализа. Такие подходы позволяют автоматизировать обработку экспертных оценок, снизить влияние субъективности и повысить точность прогнозов. Применение алгоритмов кластеризации и регрессионных моделей помогает структурировать экспертные мнения и использовать их для обоснованного принятия инвестиционных решений. Эксперимент показал, что такая интеграция может привести к формированию более доходных и сбалансированных портфелей. Дальнейшее развитие в этом направлении связано с улучшением алгоритмов и созданием цифровых платформ для обработки экспертных данных. Таким образом, сочетание ИИ и экспертного подхода становится важным элементом современной цифровой финансовой аналитики.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ступаков В.С. Риск-менеджмент : учеб. пособие / В.С. Ступаков, Г.С. Токаренко. — Москва : Финансы и статистика, 2008. — 193 с.
2. Гафиатулина Н.Х. Моделирование социально-политических процессов в условиях неопределенности : учеб. пособие : в 2 ч. / Н.Х. Гафиатулина. — Ростов-на-Дону : Изд-во ЮФУ, 2016. — Ч. 2. — 145 с. — EDN XRTUHB.
3. Цифровая экономика как аспект новых возможностей бизнеса и потребителя / Н.Л. Харченко, Т.В. Желудкова, Б.А. Кумпилова [и др.]. — DOI 10.58224/2658-5286-2024-7-5-285-291. — EDN DQEAWW // Russian Economic Bulletin. — 2024. — Т. 7, № 5. — С. 285–291.
4. Наурзалина А.А. Сценарное планирование как эффективный инструмент стратегического управления / А.А. Наурзалина, Н.Ю. Трясцина. — EDN ZCRBPN // Проблемы и перспективы развития науки в России и мире : Междунар. науч.-практ. конф., Таганрог, 18 апр. 2019 г. — Таганрог, 2019. — С. 180–181.
5. Хитрова Е.М. Методы финансирования риска и условия их использования / Е.М. Хитрова. — EDN RCWGNT // Страховое дело. — 2013. — № 9 (246). — С. 32–35.
6. Какава Л.О. Модели инновационного проектирования в экологическом менеджменте / Л.О. Какава, Е.М. Лихачев. — DOI 10.17586/2310-1172-2018-11-3-76-83. — EDN YATVID // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия: Экономика и экологический менеджмент. — 2018. — № 3. — С. 76–83.
7. Осьмук Л.А. Социальная неопределенность и метаморфозы современного общества / Л.А. Осьмук. — EDN NCDCCCH // Идеи и идеалы. — 2010. — Т. 1, № 4. — С. 84–91.


8. Горбач Л.А. Институциональные аспекты инновационного развития отечественной экономики в условиях новой цифровой парадигмы / Л.А. Горбач, С.А. Башкирцева, Ч.А. Мисбахова. — DOI 10.21295/2223-5639-2020-5-130-141. — EDN OTUMCL // Вестник Белгородского университета кооперации, экономики и права. — 2020. — № 5 (84). — С. 130–141.
9. Цветкова Н.Б. Государственное регулирование в условиях цифровой трансформации общества: риски и угрозы / Н.Б. Цветкова. — EDN FSCBHS // Возможности и угрозы цифрового общества : материалы Всерос. науч.-практ. конф., Ярославль, 18–19 апр. 2024 г. — Ярославль, 2024. — С. 400–407.
10. Велиев П.А. Направления влияния инвестиций на экономическую безопасность в условиях глобализации / П.А. Велиев. — EDN QJFYVT // Экономические науки. — 2013. — № 100. — С. 174–177.
11. Богомолов Е.В. Институциональные аспекты цифровой экономики / Е.В. Богомолов. — EDNRSEOL // Философия хозяйства. — 2017. — № 5. — С. 294–299.
12. Тимофеев Р.А. Психологические аспекты риск-менеджмента: как принимать обоснованные решения в условиях неопределенности / Р.А. Тимофеев, А.А. Широких. — EDN NVABQS // Экономика, финансы и управление: актуальные вопросы теории и практики : VII Междунар. науч.-практ. конф., Пенза, 25 мая 2024 г. — Пенза, 2024. — С. 27–29.
13. Калакуцкая Е.С. Особенности принятия решений в бизнесе в условиях неопределенности / Е.С. Калакуцкая, Е.С. Гаврилюк. — DOI 10.17586/2310-1172-2023-16-2-71-81. — EDN RPQJOY // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия: Экономика и экологический менеджмент. — 2023. — № 2. — С. 71–81.
14. Зиборева О.Ю. Тенденции развития международной аудиторской деятельности в эпоху глобализации экономики / О.Ю. Зиборева, А.В. Распутина. — DOI 10.17150/2500-2759.2018.28(3).442-451. — EDN ZDYJLF // Известия Байкальского государственного университета. — 2018. — Т. 28, № 3. — С. 442–451.
15. Воронкова О.Н. Новые «черные лебеди» мировой экономики и политика риск-менеджмента / О.Н. Воронкова. — EDN IGWCSH // Colloquium-Journal. — 2020. — № 9-6 (61). — С. 5.
16. Атанов А.А. Применение концепции неопределенности в экономической теории. Сущностный подход / А.А. Атанов, В.А. Рудяков. — DOI 10.17150/2500-2759.2024.34(2).299-306. — EDN ZHMUYW // Известия Байкальского государственного университета. — 2024. — Т. 34, № 2. — С. 299–306.
17. Борисова Ю.В. Теоретические основы оценки эффективности инвестиций в условиях неопределенности / Ю.В. Борисова. — EDN IUDAQH // Вестник Иркутского государственного технического университета. — 2008. — № 2 (34). — С. 149–151.
18. Малаева Е.Д. Программная система визуализации и проверки согласованности оценочных знаний экспертов / Е.Д. Малаева, Г.Э. Яхъяева. — DOI 10.25205/1818-7900-2023-21-1-32-45. — EDN VCHDIM // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. — 2023. — Т. 21, № 1. — С. 32–45.
19. Евстигнеева Е.О. Метод экспертных оценок в прогнозировании / Е.О. Евстигнеева, И.В. Новикова. — EDN SPPETY // Проблемы и перспективы развития экспериментальной науки : Междунар. науч.-практ. конф., Новосибирск, 28 нояб. 2019 г. — Новосибирск, 2019. — Т. 1. — С. 72–74.
20. Козенко И.А. Использование экспертных оценок при определении потребительских предпочтений / И.А. Козенко. — EDN ZDBSFF // Актуальные вопросы современной экономики. — 2018. — № 9. — С. 287–296.
21. Неделько В.М. Регрессионные модели в задаче классификации / В.М. Неделько. — EDN RXCEET // Сибирский журнал индустриальной математики. — 2014. — Т. 17, № 1 (57). — С. 86–98.
22. Орлов А.И. Искусственный интеллект: нечисловая статистика : учебник / А.И. Орлов. — Москва : Ай Пи Ар Медиа, 2022. — 446 с. — EDN: PPGFIE.
23. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. — Москва : Финансы и статистика, 2004. — 343 с. — EDN QMMWWF.
24. Вerezubova N.A. Технологии искусственного интеллекта в процессах обработки информации / Н.А. Вerezubova, Н.В. Петракова, М.А. Петраков. — DOI 10.37882/2223-2982.2023.9-2.05. — EDN LTDUPS // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. — 2023. — № 9-2. — С. 58–62.
25. Разработка новых информационных технологий задач управления и принятия решений в отраслях цифровой экономики / В.Н. Таран, К.А. Маковейчук, И.И. Линник [и др.]. — Симферополь : Ариал, 2023. — 198 с. — EDN: HDWXDF.

REFERENCES


1. Stupakov V.S., Tokarenko G.S. *Risk Management*. Moscow, Finansy i statistika publ., 2008. 193 p.
2. Gafiatulina N.Kh. *Modeling of socio-political processes in conditions of uncertainty*. Rostov-on-Don, Southern Federal University Publ., 2016. Iss. 2. 145 p. EDN: XRTUHB.
3. Kharchenko N.L., Zheludkova T.V., Kumpilova B.A., Kosykh D.A., Idrisov A.R. Digital Economy as an Aspect of New Business and Consumer Opportunities. *Russian Economic Bulletin*, 2024, vol. 7, no. 5, pp. 285–291. (In Russian). EDN: DQEAWW. DOI: 10.58224/2658-5286-2024-7-5-285-291.
4. Naurzalina A.A., Tryastsina N.Yu. Scenario planning as an effective strategic management tool. In *Problems and prospects for the development of science in Russia and the world. International Scientific and Practical Conference, Taganrog, April 18, 2019*. Taganrog, 2019, pp. 180–181. (In Russian). EDN: ZCRBPN.
5. Khitrova E.M. Methods of Risk Financing and Terms of Use. *Strakhovoe delo = Insurance Business*, 2013, no. 9, pp. 32–35. (In Russian). EDN: RCWGNT.

6. Kakava L.O., Likhachev E.M. Models of Innovative Design in Environmental Management. *Nauchnyi zhurnal NIU ITMO. Seriya Ehkonomika i ehkologicheskii menedzhment = The Scientific Series Economics and Environmental Management*, 2018, no. 3, pp. 76–83. (In Russian). EDN: YATVID. DOI: 10.17586/2310-1172-2018-11-3-76-83.
7. Osmuk L.A. Social Uncertainty and Metamorphoses of Modern Society. *Idei i idealy = Ideas and Ideals*, 2010, vol. 1, no. 4, pp. 84–91. (In Russian). EDN: NCDCCCH.
8. Gorbach L.A., Bashkirtseva S.A., Misbakhova Ch.A. Institutional Aspects of Innovative Development of the Domestic Economy under New Digital Paradigm Conditions. *Vestnik Belgorodskogo Universiteta kooperatsii, ekonomiki i prava = Herald of the Belgorod University of Cooperation, Economics and Law*, 2020, no. 5, pp. 130–141. (In Russian). EDN: OTUMCL. DOI: 10.21295/2223-5639-2020-5-130-141.
9. Tsvetkova N.B. State Regulation in the Context of Digital Transformation of Society: Risks and Threats. In *Opportunities and Threats of the Digital Society. Materials of the All-Russian Scientific and Practical Conferences, Yaroslavl, April 18–19, 2024*. Yaroslavl, 2024, pp. 400–407. (In Russian). EDN: FSCBHS.
10. Veliev P.A. Directions of investment impact on economic security in the context of globalization. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*, 2013, no. 100, p. 174–177. (In Russian). EDN: QJFYVT.
11. Bogomolov E. V. Institutional Aspects of the Digital Economy. *Filosofiya khozyaistva = Philosophy of Economy*, 2017, no. 5, pp. 294–299. (In Russian). EDN: RSEOUL.
12. Timofeev R.A., Anastasia A.Sh. Psychological Aspects of Risk Management: How to Make Informed Decisions in the Face of Uncertainty. *Economics, finance and management: current issues of theory and practice. VII International Scientific and Practical Conference, Penza, May 25, 2024*. Penza, 2024, pp. 27–29. (In Russian). EDN: NVABQS.
13. Kalakutskaya E.S., Gavrilyuk E.S. Peculiarities of Decision Making in Business under Uncertainty. *Nauchnyi zhurnal NIU ITMO. Seriya Ehkonomika i ehkologicheskii menedzhment = The Scientific Series Economics and Environmental Management*, 2023, no. 2, pp. 71–81. (In Russian). EDN: RPQJOY. DOI: 10.17586/2310-1172-2023-16-2-71-81.
14. Ziboreva O.Yu., Rasputina A.V. Trends in the Development of International Audit Activities in the Era of Economy Globalization. *Izvestiya Baykal'skogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Baikal State University*, 2018, vol. 28, no. 3, pp. 442–451. (In Russian). EDN: ZDYJLF. DOI: 10.17150/2500-2759.2018.28(3).442-451.
15. Voronkova O.N. New "Black Swan" of the World Economy and Risk Management Policy. *Colloquium-Journal*, 2020, no. 9-6, pp. 5. (In Russian). EDN: IGWCSH.
16. Atanov A.A., Rudyakov V.A. Application of the Concept of Uncertainty in Economic Theory. Essential Approach. *Izvestiya Baykal'skogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Baikal State University*, 2024, vol. 34, no. 2, pp. 299–306. (In Russian). EDN: ZHMUYW. DOI: 10.17150/2500-2759.2024.34(2).299-306.
17. Borisova Yu.V. Theoretical basis for assessing the effectiveness of investments in conditions of uncertainty. *Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Proceedings of Irkutsk State Technical University*, 2008, no. 2, pp. 149–151. (In Russian). EDN: IUDAQH.
18. Malaeva E.D., Yakhyaeva G.E. Software System for Visualization and Checking the Consistency of Experts' Evaluative Knowledge. *Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Informatsionnye tekhnologii = Vestnik NSU. Series: Information Technologies*, 2023, vol. 21, no. 1, pp. 32–45. (In Russian). EDN: VCHDIM. DOI: 10.25205/1818-7900-2023-21-1-32-45.
19. Evstigneeva E.O., Novikova I.V. The Method of Expert Evaluations in Forecasting. In *Problems and prospects for the development of experimental science. International Scientific and Practical Conference, Novosibirsk, November 28, 2019*. Novosibirsk, 2019. Vol. 1, pp. 72–74. (In Russian). EDN: SPPEY.
20. Kozenko I.A. The Use of Expert Evaluations in Determining Consumer Preferences. *Aktual'nye voprosy sovremennoi ekonomiki = Actual Issues of the Modern Economy*, 2018, no. 9, pp. 287–296. (In Russian). EDN: ZDBSFF.
21. Nedelko V.M. Regression Models in the Classification Problem. *Sibirskij zhurnal industrial'noj matematiki = Siberian Journal of Industrial Mathematics*, 2014, vol. 17, no 1, pp. 86–98. (In Russian). EDN: RXCEET.
22. Orlov A.I. *Artificial intelligence: non-numerical statistics*. Moscow, IPR Media Publ., 2022. 446 p. EDN: QMMWWF.
23. Osovskii S. *Neural networks for information processing*. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2004. 343 p. EDN: QMMWWF.
24. Verezubova N.A., Petrakova N.V., Petrakov M.A. Artificial Intelligence Technologies in Information Processing Processes. *Sovremennaya nauka: aktual'nye problemy teorii i praktiki. Seriya: Estestvennye i tekhnicheskie nauki = Modern Science: Actual Problems of Theory and Practice. Series: Natural and Technical Sciences*, 2023, no. 9-2, pp. 58–62. (In Russian). EDN: LTDUPS. DOI: 10.37882/2223-2982.2023.9-2.05.
25. Taran V.N., Makoveichuk K.A., Linnik I.I., Petrenko S.A., Maiorova A.N., Oleinikov N.N., Gavrilova A.S. *Development of New Information Technologies for Management and Decision-Making Tasks in the Sectors of the Digital Economy*. Simferopol, Arial Publ., 2023. 198 p.

Информация об авторах

Хитрова Елена Михайловна — кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры финансов и финансовых институтов, Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: hitrovaem@bgu.ru,  <https://orcid.org/0000-0001-5567-4828>, SPIN-код: 2818-0087, AuthorID ИИНЦ: 129010.

Authors

Elena M. Khitrova — Ph.D. in Economics, Associate Professor, Department of Finance and Financial Institutions, Baikal State University, Irkutsk, the Russian Federation, e-mail: hitrovaem@bgu.ru,  <https://orcid.org/0000-0001-5567-4828>, SPIN-Code: 2818-0087, AuthorID RSCI: 129010.

Прошутинская Софья Сергеевна — студент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, e-mail: sofpro03@mail.ru.

Sofya S. Proshutinskaya — Student, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, the Russian Federation, e-mail: sofpro03@mail.ru.

Для цитирования

Хитрова Е.М. Искусственный интеллект и машинное обучение в поддержке инвестиционных решений на основе экспертных данных / Е.М. Хитрова, С.С. Прошутинская. — DOI 10.17150/2500-2759.2025.35(2).217-227. — EDN QMIMAT // Известия Байкальского государственного университета. — 2025. — Т. 35, № 2. — С. 217–227.

For Citation

Khitrova E.M., Proshutinskaya S.S. Artificial Intelligence and Machine Learning in Supporting Investment Decisions Based on Expert Data. *Izvestiya Baikal'skogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Baikal State University*, 2025, vol. 35, no. 2, pp. 217–227. (In Russian). EDN: QMIMAT. DOI: 10.17150/2500-2759.2025.35(2).217-227.