

РЕАЛИЗАЦИЯ СЦЕНАРНОГО АНАЛИЗА В СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

IMPLEMENTATION OF SCENARIO ANALYSIS IN DECISION SUPPORT SYSTEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

A. Sitnikov

Summary. The article examines the application of scenario analysis in decision support systems using artificial intelligence technologies. It describes the system architecture, including machine learning, analytics, and user interface modules. The importance of flexibility and adaptability of models for operating under high uncertainty is emphasized. Practical examples of the approach's use across different industries are provided, along with promising development directions such as multi-agent systems and reinforcement learning.

Keywords: scenario analysis, risk management, decision support systems, artificial intelligence, machine learning, risk forecasting, intelligent control systems.

Ситников Артем Дмитриевич

Аспирант,

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина

sitnikovad@lipetskcity.ru

Аннотация. В статье рассматривается применение сценарного анализа в системах поддержки принятия решений с использованием технологий искусственного интеллекта. Описана архитектура системы поддержки принятия решений, которая включает модули машинного обучения, аналитики и пользовательского интерфейса. Актуальность обусловлена гибкостью и адаптивностью искусственного интеллекта для работы в условиях неопределенности. Приведены примеры практического использования описанной архитектуры в различных отраслях, а также перспективные направления развития, такие как мультиагентные системы и обучение с подкреплением.

Ключевые слова: сценарный анализ, управление рисками, системы поддержки принятия решений, искусственный интеллект, машинное обучение, прогнозирование рисков, интеллектуальные системы управления.

Введение

В современных условиях принятие управленческих решений в организациях осуществляется в обстановке постоянной неопределенности, вызванной как высокими темпами технологических изменений, так и нестабильностью макроэкономических и геополитических факторов. Традиционные методологии, основанные на детерминированных моделях прогнозирования и статических предположениях, нередко оказываются недостаточно гибкими при столкновении с быстро меняющейся рыночной конъюнктурой. В этой связи необходимым становится применение сценарного анализа, позволяющего учитывать различные варианты развития событий и рассматривать широкий спектр возможных исходов.

Система поддержки принятия решений (СППР) для управления рисками со сценарным анализом строится как многоуровневая архитектура. Выделяются уровни хранения данных, аналитики и интерфейса пользователя. На уровне данных собирается информация из внутренних источников (например, операционные и финансовые данные организации) и внешних (рынок, регуляторные показатели и др.), а также хранится база

сценариев и знаний по рискам. На уровне аналитики расположены модули обработки данных, моделирования и машинного обучения, выполняющие расчет рисков по различным сценариям. Данные поступают из хранилищ на аналитический уровень, где обрабатываются моделями и ИИ-алгоритмами, после чего результаты (прогнозы, метрики риска, рекомендации) отображаются на интерфейсе. Такая модульная архитектура позволяет независимо масштабировать хранилище данных, аналитический движок или интерфейс по мере роста потребностей организации [1].

В условиях динамичных рынков и многофакторных процессов повышается потребность в инструментах, способных не просто генерировать единичный прогноз, а формировать спектр сценариев с учетом влияния многочисленных внешних и внутренних переменных.

В настоящей работе проведено комплексное рассмотрение сценарного анализа как составной части интеллектуальной СППР, где механизмы прогнозирования и генерации сценариев интегрированы с алгоритмами ИИ и ориентированы на автоматизированную обработку больших данных. Предлагаемая концепция интеграции подразумевает построение архитектуры, в которой мо-

дули машинного обучения взаимодействуют с блоками аналитики и формируют различные варианты развития ситуации на основе детальной оценки рисков, трендов и переходных процессов.

Архитектура интеллектуальной системы поддержки принятия решений

Важнейшим компонентом интеллектуальной СППР, ориентированной на сценарный анализ, является блок машинного обучения. Функции блока машинного обучения включают в себя:

- 1) прогнозирование ключевых переменных (например, объема спроса, цен, валютных курсов) с использованием нейронных сетей, методов градиентного бустинга и других алгоритмов, способных обрабатывать большие массивы исторических данных;
- 2) выделение латентных факторов (скрытых паттернов), влияющих на исследуемый процесс;
- 3) оперативное обновление моделей с учетом вновь поступающей информации, что особенно важно в высокочастотных бизнес-средах.

Для обеспечения гибкости системы и мультифакторного учета возможных риск-событий целесообразно интегрировать параллельные механизмы генерации сценариев, каждый из которых может опираться на различные предположения и источники данных. Так, один модуль формирует «оптимистичный» сценарий на основе допущения о росте спроса, стабильной геополитической обстановке и снижении издержек на ресурсы, а другой «пессимистичный» сценарий, учитывая возможность снижения ликвидности, обострение конкуренции и рост цен на сырье. Совокупность сформированных сценариев проходит процедуру фильтрации и оценки вероятностей, которая может выполняться с использованием нечетких логических правил или марковских цепей [2].

В качестве примера можно рассмотреть ситуацию, в которой производственная компания стремится повысить эффективность управления цепочками поставок. Основная проблема связана с неопределенностью спроса и многочисленными факторами, влияющими на объемы продаж: сезонность, изменения цен на сырье, деятельность конкурентов, макроэкономические колебания и новости рынка. Перед руководством стоит задача оптимизировать уровни запасов, снизить затраты на логистику и более точно прогнозировать спрос. Для достижения этих целей компания внедряет систему поддержки принятия решений, использующую технологии искусственного интеллекта и ориентированную на сценарный анализ.

Первым этапом становится сбор и предварительная обработка данных. Система получает историческую

информацию о продажах, ценах на сырье и готовую продукцию, сведения о состоянии макроэкономики, отчеты аналитических агентств, а также данные о сезонных и погодных факторах. Параллельно производится фильтрация и чистка, удаляются пропуски и неточности, а числовые показатели нормализуются. Если в систему добавляются модули обработки естественного языка, то еще одним источником информации становятся новости, отчеты и упоминания в соцсетях, из которых можно извлекать сигналы о возможных изменениях спроса.

Затем формируется архитектура, в которой ключевыми элементами служат модуль сбора данных, модуль машинного обучения, модуль сценарного анализа и удобный интерфейс для пользователей. В модуле машинного обучения используются современные алгоритмы для прогнозирования, например нейронные сети типа LSTM или методы градиентного бустинга, позволяющие находить нелинейные зависимости и анализировать большие массивы исторической статистики. Полученные предсказания применяются в модуле сценарного анализа, где моделируются различные варианты развития ситуации, включая оптимистичный, базовый и пессимистичный [3]. Каждый сценарий описывает, с какими темпами может изменяться спрос и какие факторы окажут решающее влияние: рост цен на сырье, снижение покупательной способности, логистические сбои или конкуренция.

После этого система рассчитывает, как тот или иной сценарий отразится на потребностях в сырье, уровне производственных мощностей, размере складских запасов и объемах необходимых логистических операций. Анализируются возможные «узкие места», будь то недостаточная пропускная способность складов или риск избыточных запасов. На основе результатов формируются рекомендации для разных ветвей развития событий: в какой момент следует закупить дополнительные партии сырья, когда целесообразно масштабировать производство, как распределять ресурсы между регионами, чтобы снизить операционные издержки и не допустить дефицита товаров. Интерфейс системы визуализирует прогнозы, демонстрирует динамику ключевых показателей и позволяет менеджерам оперативно вносить корректировки, если фактические показатели начинают отклоняться от плановых [4, 5].

Основными преимуществами такого подхода становятся повышение точности прогнозирования спроса и сокращение затрат за счет более взвешенного управления запасами и логистикой. Сценарный анализ дает компании гибкость: она может заранее подготовить «план Б» и не упустить возможности роста при благоприятных обстоятельствах. Если в реальном времени появляются новости о колебаниях цен на сырье или неблагоприятные макроэкономические отчеты, система быстро

пересматривает прогнозы и обновляет сценарии. Менеджмент таким образом получает актуальные рекомендации и может предотвратить негативные последствия, за счет чего сохраняется и даже усиливается конкурентное преимущество. Подобная система не только делает принятие решений более научно обоснованным, но и ускоряет весь процесс, позволяя своевременно реагировать на внешние сигналы и снижать риски, связанные с неопределенностью рынка.

Главной проблемой остается интерпретируемость результатов, поскольку методы глубокого обучения часто рассматриваются как «черный ящик» [6]. Для повышения степени доверия к рекомендациям со стороны менеджмента системы поддержки принятия решений все чаще включают Explainable AI (XAI) механизмы, позволяющие пролить свет на логику, лежащую в основе прогноза и выбора сценария. Это повышает прозрачность процесса и дает возможность проводить валидацию моделей в случае, если исходные данные под-

вержены шуму. Схема архитектуры системы поддержки принятия решений с применением искусственного интеллекта представлена на рисунке 1.

В рамках описанной архитектуры можно выделить несколько основных модулей:

- аналитический модуль (ядро системы, реализующее сценарный анализ). Он обрабатывает входные данные и сценарии, выполняет расчет показателей риска (например, финансовых потерь, вероятностей наступления событий) для каждого сценария. Часто содержит библиотеку моделей (финансовых, статистических), механизм «what-if» анализа и модуль оценки последствий сценариев;
- модуль машинного обучения (ML) отвечает за построение предиктивных моделей риска на основе исторических данных. ML-алгоритмы могут прогнозировать вероятности наступления рисков событий, тренды показателей риска или классифицировать сценарии по уровню угрозы. Напри-

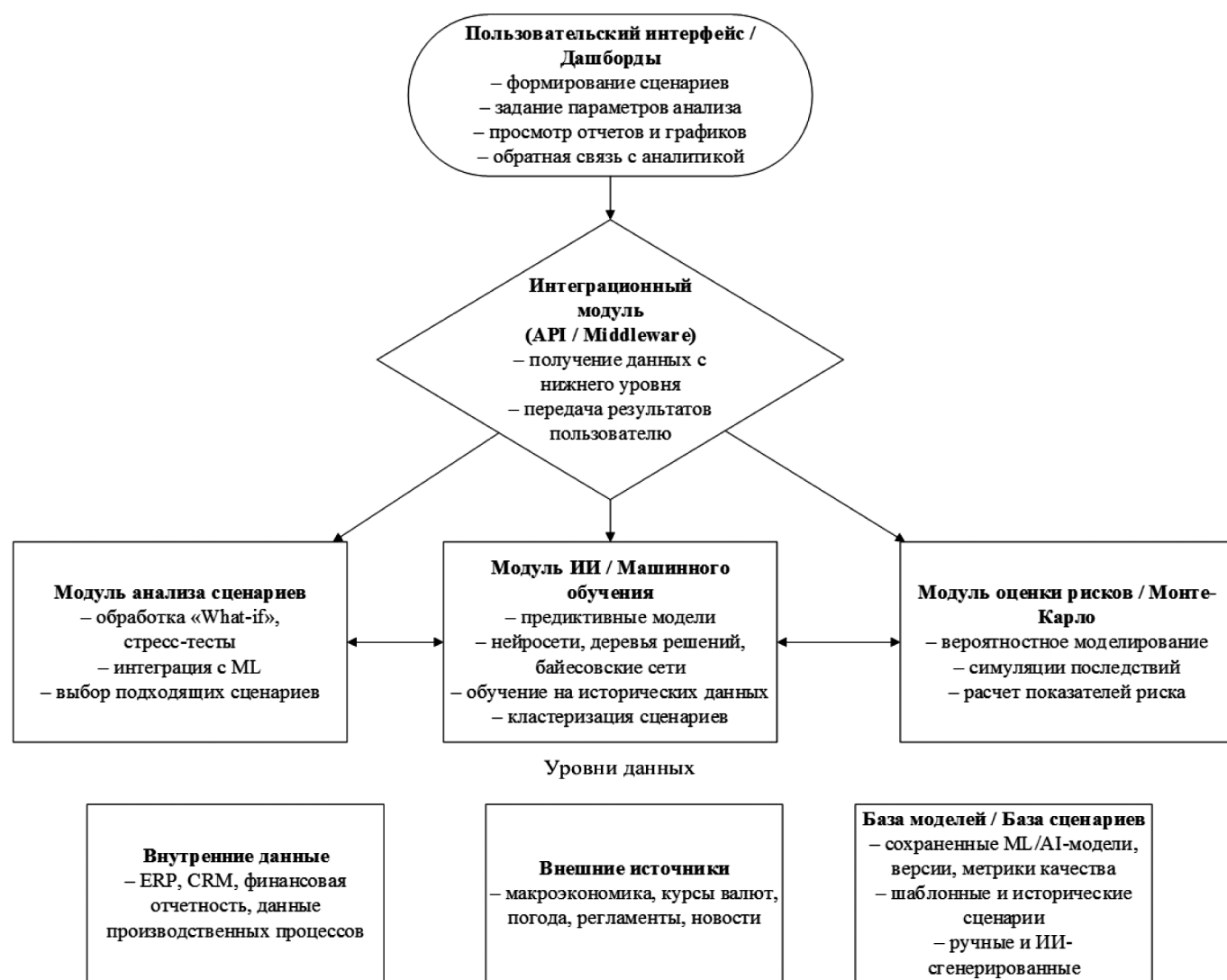


Рис. 1. Архитектура системы поддержки принятия решений с применением искусственного интеллекта

мер, обученные модели (деревья решений, нейронные сети и др.) оценивают влияние сочетания факторов риска на исходы. Модуль машинного обучения (ML) интегрируется с аналитическим, он может как поставлять прогнозы для сценарного расчета, так и обучаться на результатах моделирования сценариев [7, 8].

- база данных сценариев является хранилищем, где сохраняются описания возможных сценариев развития событий и связанные с ними параметры. Каждый сценарий содержит набор допущений (значения факторов риска, внешние условия). В базе накапливаются как predetermined сценарии (например, «наихудший случай», «базовый случай», стресс-тесты), так и созданные пользователями или сгенерированные ИИ. Накопленная библиотека сценариев позволяет быстро выбирать или комбинировать сценарии для анализа, а также сравнивать результаты по разным сценариям.

— интерфейс пользователя включает панели управления и визуализации для взаимодействия с системой. Через интерфейс риск-менеджеры формулируют сценарии (задают параметры или выбирают из базы), запускают анализ и просматривают результаты. Интерфейс обычно реализует интерактивные дашборды, графики и отчеты, показывающие, например, распределение потенциальных убытков по сценариям, уровни вероятности рисков и рекомендации по реагированию. Важна обратная связь: пользователь может корректировать сценарий и сразу видеть, как меняются результаты. Интуитивный UI повышает эффективность использования системы, позволяя быстро исследовать множество сценариев и находить «узкие места» в стратегии. Ключевые модули системы представлены на рисунке 2.

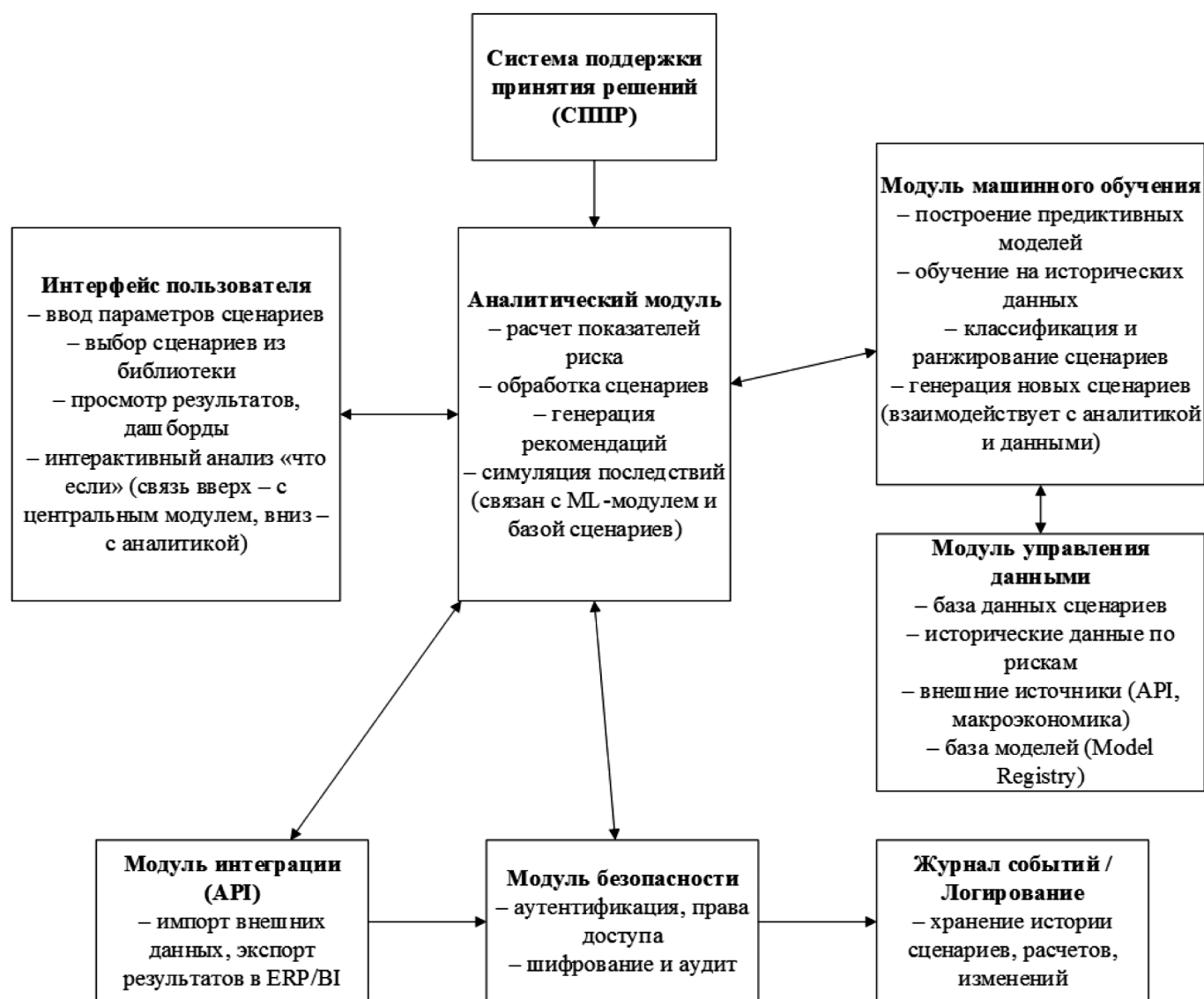


Рис. 2. Ключевые модули системы поддержки принятия решений с применением искусственного интеллекта

Кроме этих ключевых компонентов, в системе могут присутствовать дополнительные модули. Например, модуль интеграции данных для автоматической загрузки актуальной информации (финансовой, рыночной, производственной) из внешних и внутренних источников в хранилище. Также может быть модуль управления оповещениями, который отслеживает результаты анализа и сигнализирует ответственным лицам о достижении критических порогов риска (например, вероятности дефолта выше заданного уровня). Все модули взаимодействуют через четко определенные интерфейсы и API, обеспечивая целостный поток данных от источников до принятия решений.

Реализация сценарного анализа с применением искусственного интеллекта

Методы сценарного анализа в контексте управления рисками предполагают формирование множества правдоподобных сценариев будущего и оценку их влияния на организацию. Классический подход включает выявление ключевых факторов риска и допущений, конструирование альтернативных сценариев (например, оптимистичный, пессимистичный, наиболее вероятный), а затем моделирование последствий каждого из них [9].

С внедрением ИИ этот процесс значительно расширяется, что позволяет современным системам генерировать тысячи сценариев автоматически и просчитывать их практически в реальном времени. Ниже перечислены основные подходы и технологии, используемые в таком СППР:

- вероятностные графовые модели, например, байесовские сети, широко применяются для анализа риска. Они позволяют смоделировать причинно-следственные связи между событиями и факторами риска. Узлы сети представляют отдельные риски или показатели, а ребра — зависимости между ними. На основе заданных или обученных вероятностей байесовская сеть может вычислять вероятность наступления важного события (например, сбоя в поставках) с учетом различных сочетаний факторов (что фактически соответствует анализу сценариев «если X и Y, то риск Z»). Преимущество данного подхода позволяет учитывать неполноту данных (неопределенность) и обновлять оценки риска по мере поступления новой информации. В сценарном анализе Bayesian сети помогают оценивать, как изменится совокупный риск, если определенный фактор примет экстремальное значение;
- метод Монте-Карло (инструмент количественного анализа рисков). Он основан на многократном случайном моделировании развития событий при заданных распределениях неопределенности. В системе это реализовано как модуль симу-

ляции, который генерирует тысячи реализаций сценария с разными сочетаниями случайных факторов и вычисляет итоги для каждого случая. Результатом является распределение возможных исходов и вероятность тех или иных убытков [10]. Например, для сценария «кризис на рынке сбыта» Монте-Карло позволит рассчитать распределение возможных финансовых потерь (ожидаемое значение, худший допустимый случай с 95%-доверительной вероятностью и т.д.).

Таким образом, вместо детерминированного прогноза система выдает стохастическую оценку риска, что дает более полную картину неопределенности и помогает готовить планы на случай разных ситуаций. Монте-Карло анализ в управлении рисками применяется повсеместно — от оценки проектов (сроки, затраты) до финансового портфельного анализа.

Модели машинного обучения используются для выявления сложных нелинейных зависимостей и прогнозирования рисков на основе исторических данных. В зависимости от задачи применяются различные алгоритмы: классические методы (решающие деревья, случайный лес, градиентный бустинг) для оценки важности факторов и предсказания вероятностей; временные модели (например, рекуррентные нейронные сети LSTM) для прогнозирования динамики рискованных показателей во времени. Алгоритм анализа рисков представлен на рисунке 3.

Нейронные сети глубокого обучения для обнаружения скрытых паттернов в больших данных (например, для обнаружения аномалий, указывающих на назревающий кризис). Обученные модели могут встраиваться в сценарный анализ — например, нейросеть предсказывает вероятность наступления страхового случая при заданных макроэкономических условиях сценария. Также ML помогает автоматически кластеризовать сценарии по сходству, ранжировать их по степени опасности и даже рекомендовать новые сценарии на основе накопленных данных.

Комбинация методов позволяет строить гибридные модели рисков. Например, вероятностно-нейронные модели могут оценивать распределение потерь с учетом как статистических данных, так и экспертных знаний. Байесовские методы удобно применять для обновления оценок рисков по мере появления новой информации (апостериорный пересчет вероятностей), а нейросети — для повышения точности оценок на больших массивах данных [11, 12].

Отдельно стоит отметить, что генерация сценариев сама по себе может выполняться с помощью ИИ. Со-временные СППР могут включать модуль генерации



Рис. 3. Алгоритм анализа рисков для системы поддержки принятия решений с применением искусственного интеллекта

сценариев, который с помощью методов обработки естественного языка или обученных на данных моделей предлагает пользователю новые сценарии развития событий. Например, генеративные модели ИИ способны автоматически формировать описания сценариев («истории») на основе анализа больших объемов текстовых данных о прошлых инцидентах и трендах. Что позволит снизить зависимость от ручной работы экспертов при создании сценариев и расширяет охват анализа.

Ниже приведена упрощенная схема архитектуры СППР для риск-менеджмента с поддержкой сценарного анализа (см. рис. 4), которая отражает основные компоненты и потоки данных между ними. Результаты через интеграционный слой передаются на пользовательский

интерфейс в виде интерактивных дашбордов и отчетов. На рисунке показано, как различные компоненты увязаны друг с другом. Потоки данных идут от источников и базы сценариев в аналитический блок, где происходят вычисления. Машинное обучение интегрировано двусторонне: с одной стороны, модели обучаются на исторических данных о рисках, с другой — выдают прогнозные оценки, которые используются при расчетах сценариев.

В случаях, требующих статистической оценки неопределенности, аналитический модуль инициирует симуляцию Монте-Карло, результаты которой возвращаются обратно в модуль анализа для агрегирования.

Пользователь через интерфейс может задавать параметры сценария (например, степень падения выручки,



Рис. 4. Архитектура СПМП для риск-менеджмента с поддержкой сценарного анализа

сценарий макроэкономического шока). После расчета результаты (например, рассчитанные вероятности превышения убытков определенного уровня, рекомендуемые меры реагирования и пр.) сохраняются и визуализируются на дашборде. Таким образом, реализован замкнутый цикл: данные → моделирование сценариев

→ оценка рисков → представление результатов → принятие решений. При изменении входных условий или появлении новых данных цикл повторяется, позволяя адаптивно управлять рисками в режиме близком к реальному времени [13, 14].

Примеры практического применения

Сценарный анализ с применением ИИ находит применение в различных отраслях и задачах управления рисками. Вот несколько показательных примеров, как такая система работает на практике:

- в банковской сфере СППР со сценарным анализом применяется для прогнозирования финансовых рисков (рыночных, кредитных, операционных). К примеру, инвестиционный банк внедрил платформу AI-driven Scenario Analysis для мониторинга рыночных рисков. Система интегрировалась с существующими базами данных по сделкам и позициям, используя глубокое обучение для генерации сценариев на основе исторических цен и волатильности. Благодаря распределенной архитектуре платформа могла параллельно просчитывать сотни сценариев стресс-тестов, оценивая, как изменение рыночных условий (курсов валют, процентных ставок, котировок) повлияет на портфель банка. В результате банк получил возможность оценивать риски почти в реальном времени (расчет сценариев сократился с часов до минут) и повысил точность оценки рыночной экспозиции до ~95 %. Это позволило более оперативно реагировать на резкие изменения и, как было зафиксировано, снизить потенциальные потери, сэкономив до \$500 млн за счет оптимизации резервов и хеджирования.
- в нефинансовых компаниях сценарный анализ с ИИ помогает прогнозировать сбои и оптимизировать процессы. Например, нефтегазовая корпорация Shell применила такую систему для глобального управления цепочкой поставок. Были объединены ML-модели спроса (прогнозирование потребностей в нефтепродуктах) с симуляцией Монте-Карло для цен на нефть, а также построены цифровые двойники логистики и производства. Система автоматически генерировала сценарии под различные комбинации: всплеск спроса, падение цен, сбой на НПЗ и просчитывала оптимальную стратегию (перераспределение запасов, перенаправление маршрутов поставки). Добавление потоков IoT-данных (датчики на заводах, телеметрия транспорта) позволило учитывать факторы в реальном времени. Этот комплексный подход привел к существенным улучшениям: по отчетам, удалось на 12 % снизить издержки на запасы и на 15 % повысить использование мощностей НПЗ, что дало экономию около \$2 млрд в год. Кроме того, компания стала гораздо устойчивее к сбоям и время реакции на внештатные ситуации сократилось, а влияние рыночных колебаний на операционную деятельность уменьшилось.
- другие примеры включают страховые компании, применяющие сценарный анализ с ИИ для оценки

влияния климатических изменений на портфель полисов, производственные предприятия для управления технологическими рисками, проекты в сфере ИТ для прогнозирования отказов систем и киберугроз и пр. Во всех случаях система действует проактивно: предсказывает потенциальные угрозы (например, рост частоты страховых случаев при определенном сценарии погоды) и предлагает оптимизированные стратегии реагирования (изменение условий страхования, резервирование мощностей и т.д.), тем самым повышая устойчивость организации к рискам.

Техническая реализация системы и перспективы развития

Реализация системы поддержки принятия решений с ИИ требует использования современных технологий программирования, хранения данных и машинного обучения. Основная логика аналитического модуля и модулей ИИ зачастую реализуется на языках Python или R, которые богаты библиотеками для статистики и машинного обучения. Python является де-факто стандартом для построения моделей ML (библиотеки scikit-learn, TensorFlow, PyTorch и др.) и обладает широким набором инструментов для симуляций (например, NumPy/SciPy для Монте-Карло). R традиционно силен в статистическом моделировании и может применяться для прототипирования риск-моделей. Для корпоративной интеграции и разработки высоконадежного бэкэнда могут использоваться Java или C# (.NET), особенно если система должна бесшовно встраиваться в существующую ИТ-инфраструктуру предприятия. Например, модуль интеграции данных и бизнес-логики может быть реализован на Java с использованием Spring Framework, обеспечивая масштабируемость и безопасность.

Для машинного обучения применяются фреймворки (TensorFlow, PyTorch для нейросетей; scikit-learn, XGBoost для классических методов; statsmodels для эконометрического анализа; PyMC3 или TensorFlow Probability для байесовского вероятностного моделирования). Для построения байесовских сетей риска существуют специализированные инструменты (например, GeNIe/SMILE, BayesiaLab), а также библиотеки на Python (pgmpy, pyBN) — они могут быть интегрированы для расчета условных вероятностей в сценариях. Модуль Монте-Карло может использовать как собственную реализацию на базе numpy/random, так и готовые пакеты (например, Risk, SimPy, OpenMOLE) для более сложных моделировок. Визуализация результатов и дашборды на UI уровне могут быть построены с помощью веб-фреймворков (D3.js, React для динамических графиков; или Python-фреймворки типа Dash, Bokeh, if UI ориентирован на аналитиков).

В качестве хранилища данных сценарного анализа обычно используется реляционная СУБД (например, PostgreSQL, Oracle или Microsoft SQL Server) для хранения структурированных данных о сценариях, результатах расчетов, параметрах моделей и пр. Реляционные базы удобны для выполнения сложных SQL-запросов при подготовке данных и для обеспечения целостности (сценарии могут нормализованно храниться в нескольких таблицах — сценарии, связанные события, показатели и т.д.). Если требуется хранить большие объемы сырых данных (например, исторические ценовые ряды, логи датчиков) или неструктурированные данные, могут применяться NoSQL хранилища — документоориентированные (MongoDB) или Hadoop/Spark кластеры для больших данных. Для быстрого доступа к временным рядам рискованных индикаторов подойдет специализированная Time Series DB (типа InfluxDB). Также, хранилище моделей может быть оформлено отдельно — например, файловое хранилище или регистр моделей (Model Registry) для версионирования ML-моделей, использующихся в системе.

Пользовательский интерфейс, как правило, веб-ориентированный. Это может быть одностраничное веб-приложение (SPA) на Javascript-фреймворках (Angular, React) или набор веб-дашбордов (например, на базе Tableau, PowerBI или Python Dash для интерактивных графиков). Важно предусмотреть RESTful API для взаимодействия между фронтендом и серверной частью: интерфейсные модули запрашивают через API запуск анализа или получение данных о сценариях. Кроме того, API необходим для интеграции системы с внешними источниками и сервисами: например, прием данных от внешних риск-агентств, отправка результатов в ERP-систему компании или в отчетные хранилища. API должны быть защищены (аутентификация, шифрование) и оптимизированы по производительности, чтобы система могла встраиваться в масштабные корпоративные ландшафты. В некоторых случаях используется gRPC или GraphQL для эффективного обмена данными между сервисами системы.

Стоит отметить, что при разработке подобной системы особое внимание уделяется надежности и безопасности. Техническая платформа должна обеспечивать резервирование данных (бэкапы базы сценариев), отказоустойчивость вычислительных узлов (кластеризация серверов анализа риска), а также защиту конфиденциальной информации (шифрование данных, разграничение доступа для разных ролей пользователей и др.). Языки и фреймворки выбираются с учетом этих требований: например, критичные части, влияющие на безопасность, могут быть реализованы на проверенных enterprise-технологиях, тогда как экспериментальные модели — на Python с возможностью переноса в более строгую среду после тестирования.

В результате мы получили то, что комплексная интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в сценарный анализ не только обогащает теоретико-методологическую базу СППР, но и практически повышает конкурентоспособность компаний, работающих в условиях сложной и турбулентной внешней среды. Актуальность разработки связана с тем, что формирование сценариев в режиме реального времени и их гибкая корректировка при смене входных данных позволяют преодолеть традиционное ограничение статических моделей. Таким образом, формируется интеллектуальная платформа, способная реагировать на непредвиденные события и генерировать адаптивные управленческие стратегии, учитывая при этом широкое многообразие факторов. Примеры практического применения представлены на рисунке 5.

В перспективе дальнейших исследований целесообразно рассмотреть вопросы интеграции рассмотренной методологии с мультиагентными системами, где каждая компонента (агент) может быть ответственна за определенные аспекты анализа данных или за формирование определенного сценария. Другим направлением развития представляется применение алгоритмов обучения с подкреплением (reinforcement learning) для динамической оптимизации принятых решений, особенно в ситуациях, когда последствия текущих управленческих шагов становятся очевидны лишь через длительный период. Кроме того, интересной областью экспериментов может стать совместное использование блокчейн-технологий для обеспечения надежности цепочки поставок данных, что особенно критично в условиях, требующих высокой степени доверия к исходной информации.

Заключение

Таким образом, реализация сценарного анализа в системах поддержки принятия решений с помощью технологий искусственного интеллекта представляет собой актуальное направление исследования, объединяющее классические подходы к прогнозированию с современными методами анализа данных и моделирования сложных систем [15]. Выделяемая в работе модель применения СППР с ИИ связана с предложением интегрированной архитектуры и методологии, позволяющей оперативно обновлять сценарии по мере поступления новой информации, а также формировать на этой основе практические рекомендации для управления в условиях многопараметрической неопределенности. Применение данной модели СППР может способствовать повышению эффективности управленческих решений в промышленности, логистике, финансовом секторе и других областях, где высок уровень риска и требуют учета многочисленных стохастических факторов.



Рис. 5. Применение СППР в различных отраслях с применением искусственного интеллекта

Внедрение системы сценарного анализа с технологиями ИИ существенно повышает качество управления рисками в организации. Во-первых, такая система позволяет предвидеть широкий спектр потенциальных угроз и их развитие, тогда как без нее менеджеры обычно ограничены несколькими сценариями. Алгоритмы машинного обучения и симуляции дают количественные обоснования рисков, уменьшают влияние субъективизма и «слепых зон». Во-вторых, улучшается обоснованность принимаемых решений: руководители получают прозрачные метрики риска (вероятности, ожидаемые убытки, стресс-границы и т.д.) для каждого сценария, а также рекомендации по оптимальным действиям [16, 17]. Это приводит к проактивным мерам — организация заранее разрабатывает планы на случай неблагоприятных сценариев, вместо реактивного устранения последствий. В-третьих, практика показывает заметное снижение возможных убытков и затрат от реализовавшихся рисков при использовании подобных систем. Так, в страховом секторе применение ИИ для оценки сценариев сократило непредвиденные потери почти на четверть.

Банки и корпорации отмечают экономический эффект в сотни миллионов долларов за счет предотвра-

щения кризисных ситуаций и оптимального распределения ресурсов. Кроме прямого снижения финансовых потерь, выгоды выражаются в повышении устойчивости бизнеса — снижается вероятность катастрофических отказов, улучшается соблюдение нормативных требований (благодаря автоматизированным стресс-тестам) и растет доверие инвесторов/акционеров к системе риск-менеджмента. Таким образом, интеграция сценарного анализа с инструментами искусственного интеллекта превращает управление рисками из точечной экспертизы в динамичный, непрерывный процесс. Организация получает конкурентное преимущество в виде способности быстро адаптироваться к любым изменениям внешней среды. Заблаговременное выявление и количественная оценка рисков сценариев позволяют избежать или смягчить удары судьбы, что напрямую уменьшает убытки и защищает ценность компании в долгосрочной перспективе. В совокупности, такая система делает управление рисками более научно обоснованным, оперативным и эффективным, создавая основу для устойчивого развития даже в условиях высокой неопределенности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аббасов М.Ш. О возможности повышения эффективности управленческих решений // Российский экономический вестник. — 2021. — Том 4, № 3. — С. 277–280.
2. Билуха И.Н. Обработка больших данных [Электронный ресурс] // Молодой ученый. — 2020. — № 8 (298). — С. 7–9. — URL: <https://moluch.ru/archive/298/678678/> (дата обращения: 05.03.2025).
3. Ильин А.С., Панченко Г.М., Ковалева М.В. Роль искусственного интеллекта в менеджменте [Электронный ресурс] // Academy. — 2018. — № 12 (39). — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/rol-iskusstvennogo-intellekta-v-menedzhmente> (дата обращения: 25.03.2025).
4. Информатика для экономистов: Учебник / Под общ. ред. В.М. Матюшка. — М.: ИНФРА-М, 2020. — 460 с.
5. Ким Д.Г. Инновационные подходы к управлению рисками в стартап-проектах // Актуальные исследования. 2023. № 47(177).
6. Козлов А.Н. Интеллектуальные информационные системы: Учебник / Мин-во с-х. РФ, ФГБОУ ВПО Пермская ГСХА. — Пермь: Изд-во ФГБОУ ВПО Пермская ГСХА, 2013. — 278 с.
7. Косарев А.И. Системы поддержки принятия решений: Интеллектуальные и экспертные технологии. М.: Издательство Юрайт, 2020. — С. 45–48.
8. Лукичев П.М., Чекмарев О.П. Долгосрочные риски применения искусственного интеллекта в экономике // Вопросы инновационной экономики. 2023. Т. 13, № 4. С. 242–247.
9. Маслова В.М. Система рекрутинга с элементами искусственного интеллекта // Экономические системы. — 2018. — Т. 11. — № 1 (40). — С. 56–59.
10. Панилов П.А. Использование байесовских моделей и методов Монте-Карло в прогнозировании киберугроз и анализе рисков // Вестник Астраханского государственного технического университета. 2021. № 4. С. 45–53.
11. Пантелеева Т.А., Арустамов Э.А., Максаев А.А. Возможности искусственного интеллекта в управлении кадровыми ресурсами в условиях свободного предпринимательства // Интернет-журнал «Отходы и ресурсы». — 2019. — № 3. — URL: <https://resources.today/PDF/10ECOR319.pdf>. DOI:10.15862/10ECOR319 (дата обращения: 24.03.2025).
12. Перминов И.С., Егоров С.В. Методы сценарного анализа в управлении рисками организаций // Экономика и предпринимательство. 2019. № 11(112). С. 525–531.
13. Суслова Е.В. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений [Электронный ресурс] // Молодой ученый. — 2017. — № 3 (137). — С. 171–174. — URL: <https://moluch.ru/archive/137/38289/> (дата обращения: 09.03.2025).
14. Хлопотов М.В. Применение байесовской сети при построении моделей обучающихся для оценки уровня сформированности компетенций // Интернет-журнал «Наукоедение». — Выпуск 5 (24), сентябрь — октябрь 2014. — URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/20TVN514.pdf> (дата обращения: 10.03.2025).
15. Черешкин Д.С., Ройзензон Г.В., Бритков В.Б. Применение методов искусственного интеллекта для анализа риска в социально-экономических системах // Информационное общество. 2020. № 1.
16. Чернов С.В., Савельев В.Л. Искусственный интеллект в управлении рисками. Теория и практика. М.: Финансы и статистика, 2021. — 76 с.
17. Шнюков С.А. Особенности моделирования в процессе принятия управленческих решений [Электронный ресурс] // Молодой ученый. — 2022. — № 3 (398). — С. 218–220. — URL: <https://moluch.ru/archive/398/88132/> (дата обращения: 05.03.2025).

© Ситников Артем Дмитриевич (sitnikovad@ipetscity.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»