ГИБРИДНЫЕ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ: ИНТЕГРАЦИЯ СИМВОЛИЧЕСКОГО AI И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Е.В. Барбашова, *к.э.н., доцент кафедры, Среднерусский институт управления – филиал РАНХиГС, work.67@mail.ru*;
М.В. Строганова, *Среднерусский институт управления – филиал РАНХиГС, margarita.stroganova@inbox.ru*.

УДК 338.24:004.8

Аннотация. Современные системы поддержки принятия решений сталкиваются с вызовами, требующими как работы со сложными неструктурированными данными, так и обеспечения высокой степени объяснимости и надежности результатов. В статье рассматривается подход к построению гибридных систем поддержки принятия решений, основанный на интеграции методов символического искусственного интеллекта и машинного обучения. Авторами проведен сравнительный анализ преимуществ и недостатков двух парадигм искусственного интеллекта, обоснована необходимость их интеграции. Представлена многоуровневая модель гибридной системы, где машинное обучение функционирует на уровне распознавания образов и прогнозирования, а символические модели – на уровне формализации предметной области, валидации решений и генерации объяснений. Комбинированный подход не только повышает доверие к рекомендациям системы, но и расширяет область ее применения за счет повышения устойчивости и способности к обобщению.

Ключевые слова: гибридные системы поддержки принятия решений; символический искусственный интеллект; машинное обучение; нейросетевые модели; интерпретируемость моделей; интеграция.

HYBRID DECISION SUPPORT SYSTEMS: INTEGRATION OF SYMBOLIC AI AND MACHINE LEARNING

E.V. Barbashova, *PhD in Economics, Associate Professor of the Department, Central Russian Institute of Management –Branch of RANEPA*;
M.V. Stroganova, *Central Russian Institute of Management –Branch of RANEPA.*

Annotation. Modern decision support systems face challenges that require both working with complex, unstructured data and ensuring a high degree of explainability and reliability of results. This article examines an approach to building hybrid decision support systems based on the integration of symbolic artificial intelligence and machine learning methods. The authors conducted a comparative analysis of the advantages and disadvantages of the two artificial intelligence paradigms and substantiates the need for their integration. A multi-level model of a hybrid system is presented, in which machine learning functions at the level of pattern recognition and forecasting, while symbolic models function at the level of domain formalization, decision validation, and explanation generation. This combined approach not only increases the credibility of the system's recommendations but also expands its scope of application by enhancing its robustness and generalization capacity.

Keywords: hybrid decision support systems; symbolic artificial intelligence; machine learning; neural network models; model interpretability; integration.

Введение

В контексте динамичной трансформации современных рыночных

отношений ключевыми определяющими факторами устойчивого развития организаций выступает их способность к оперативному принятию аргументированных управленческих решений. Интенсификация глобальных цифровых процессов на фоне обостряющейся конкуренции актуализирует потребность в организационной мобильности, адаптивности и стратегической проницательности при определении векторов развития. До недавнего времени при принятии рациональных эффективных решений использовались различные методики, использующие количественные и качественные методы, широко известные в научной и практической среде. Но жизнь не стоит на месте, современные ИТ-технологии все глубже проникают во все сферы жизни современного общества, в том числе в сферу управления и принятия решений [1]. С развитием технологий больших данных и искусственного интеллекта эти методы получили новые возможности для обработки и анализа информации [2, 3].

В настоящее время значимым инструментом в данном аспекте становятся системы поддержки принятия решений, использующие алгоритмы искусственного интеллекта, которые позволяют автоматизировать обработку значительных массивов информации и существенно сокращают временные затраты на аналитические процедуры, повышая тем самым обоснованность и своевременность принимаемых мер. Эмпирические данные, представленные аналитической группой *Gartner*, свидетельствуют о том, что внедрение подобных решений уже осуществлено в более чем 37% компаний в мировом масштабе, что привело к повышению уровня производительности в среднем на 20% при одновременном сокращении операционных издержек на процессы принятия решений приблизительно на 25% [4].

Анализ теоретико-методологических основ символического искусственного интеллекта и машинного обучения

В результате прогрессирующего усложнения архитектуры управления динамическими системами и параллельного развития технологий машинного обучения формируется объективная необходимость в реализации моделей коллаборативного взаимодействия между человеком и искусственным интеллектом. Данная концепция предполагает создание интегрированных рабочих коллективов, состоящих из когнитивно разнородных участников, где компетенции экспертов сочетаются с функциональными возможностями интеллектуальных агентов, оперирующих алгоритмическими решениями.

В рамках развития искусственного интеллекта символический подход представляет собой методологическое направление, основанное на применении формализованных символов и процедур логического вывода для разрешения комплексных проблем. В отличие от распространенных в настоящее время подходов машинного обучения, которые базируются на выявлении статистических закономерностей в эмпирических данных, символический искусственный интеллект осуществляет явную репрезентацию знаний через систему абстрактных обозначений и детерминированных правил их преобразования.

Разрешение задач в концепции символических систем искусственного интеллекта осуществляется посредством применения специализированных стратегий поиска решений. К числу фундаментальных подходов относятся:

- стратегия генерации и верификации, предполагающая последовательное создание гипотетических решений с последующей проверкой их соответствия заданным ограничениям;
- метод анализа «средство-цель», направленный на идентификацию соотношения между актуальным и целевым состоянием системы с

последующим подбором операторов для минимизации обнаруженных расхождений;
- принцип редукции проблемы, заключающийся в декомпозиции исходной задачи на совокупность менее сложных подзадач, допускающих независимое решение [5].

Ключевой вклад символического искусственного интеллекта в развитие интеллектуальных систем проявился в области стратегических игр, характеризующихся четко формализуемыми правилами и логической структурой игрового процесса. Ярким примером подобной реализации является шахматный суперкомпьютер *Deep Blue*, созданный корпорацией *IBM*, который, несмотря на преимущественное использование методов прямого перебора и исключительную вычислительную мощность, критически зависел от методологии символического искусственного интеллекта при позиционном анализе. Данная система осуществляла оценку шахматных позиций на основе формализованных правил, полученных путем анализа партий, сыгранных признанными экспертами-шахматистами. Историческая победа данной системы над действующим чемпионом мира Гарри Каспаровым стала демонстрационным подтверждением потенциала искусственного интеллекта в решении задач, требующих сложного стратегического планирования и аналитического мышления.

В контексте современных систем роботизированной автоматизации процессов (*RPA*), ориентированных на оптимизацию бизнес-операций, сохраняется актуальность применения принципов символического искусственного интеллекта для реализации задач, основанных на установленных правилах. В качестве примера можно рассмотреть платформу *UiPath*, являющуюся одним из лидирующих решений в области *RPA*, которая активно задействует системы, функционирующие на основе формализованных правил, для автоматизации таких стандартизированных операций, как осуществление ввода данных, обработка счетов-фактур и обращений в службу поддержки. Данные технологические решения способствуют значительной экономии временных ресурсов и минимизации ошибок, обусловленных человеческим фактором, что в совокупности приводит к существенному повышению операционной эффективности в различных секторах экономики [6].

Символический искусственный интеллект сыграл фундаментальную роль в становлении современной парадигмы искусственного интеллекта, предложив формализованные методы репрезентации знаний и реализации логического вывода. Несмотря на то, что ограничения в аспектах масштабируемости и адаптивности данной методологии стимулировали развитие альтернативных направлений, ее концептуальные основания сохраняют свою значимость в предметных областях, где доминирующее значение имеют структурирование, группирование и необходимость в четких, интерпретируемых правилах принятия решений [7].

В области совершенствования механизмов автоматизации управленческих решений в корпоративной среде технология машинного обучения представляет собой методологический прорыв, предлагающий инновационные подходы к обработке информационных массивов и идентификации устойчивых паттернов. Современный комплекс методов машинного обучения, охватывающий нейронные сети, ансамблевые алгоритмы, технологии глубокого обучения и деревья решений, обеспечивает преодоление методологических ограничений классических аналитических моделей посредством реализации следующих возможностей: обнаружения сложных нелинейных зависимостей, обработки неструктурированных данных, а также динамической адаптации к изменяющимся

условиям внешней среды без необходимости структурной модификации моделей. Данная технологическая платформа позволяет интеллектуальным системам осуществлять индуктивное обучение на основе ретроспективных данных с последующим извлечением статистически значимых закономерностей, что формирует основу для реализации прогнозной аналитики и принятия стратегически обоснованных решений [8].

Современные методы машинного обучения формируют новую концепцию в области аналитической обработки данных и прогнозного моделирования. Обрабатывая экстенсивные информационные массивы, алгоритмы машинного обучения отражают высокую эффективность в идентификации рыночных тенденций и количественной оценке экономических рисков, что создает основу для принятия взвешенных управленческих решений при одновременной минимизации субъективного фактора и сопутствующих когнитивных искажений.

Кроме того, машинное обучение катализирует трансформацию в сфере процессной автоматизации. От оптимизации документооборота до повышения эффективности комплаенс-проверок и обработки транзакционных операций данная технология исключает необходимость человеческого участия в рутинных операциях. Такой технологический сдвиг не только интенсифицирует бизнес-процессы, но и перенаправляет человеческие ресурсы в область значимых задач, включая совершенствование андеррайтинговых процедур и развитие алгоритмов высокочастотной торговли [9].

Современные подходы к искусственному интеллекту, базирующиеся на методологии машинного обучения, характеризуются значительной адаптационной гибкостью и способностью к самооптимизации. Данные системы осуществляют процесс обучения через обработку обширных корпусов тренировочных данных, формируя механизмы на основе статистического анализа. Важно отметить, что эффективность алгоритмов машинного обучения демонстрирует прямую корреляцию с объемом обрабатываемой информации, однако их продуктивность существенно определена качественными характеристиками используемых наборов данных.

Структурно-функциональная оценка гибридной системы поддержки принятия решений

Подлинный потенциал искусственного интеллекта раскрывается не в изолированном развитии его отдельных направлений, а в рамках их конвергенции, формирующей гибридную архитектуру, известную как гибридный искусственный интеллект [10]. Данная парадигма предполагает систематизированное и комплексное объединение методологий символического и несимволического искусственного интеллекта. Ее фундаментальной целью является трансформация всей совокупности данных и знаний организации в машиночитаемый формат с обеспечением их интерпретации на естественном языке, что способствует значительному повышению эффективности процессов понимания, извлечения и практического использования информации. Этот инновационный синтез, интегрирующий преимущества нейросетевых модулей и аппарата символического мышления, становится ключевым фактором преобразований в данной области. Он нацелен на преодоление ограничений, присущих как нейросетевым, так и символическим подходам. Структурная организация гибридной системы поддержки принятия решений изображена на рис. 1.

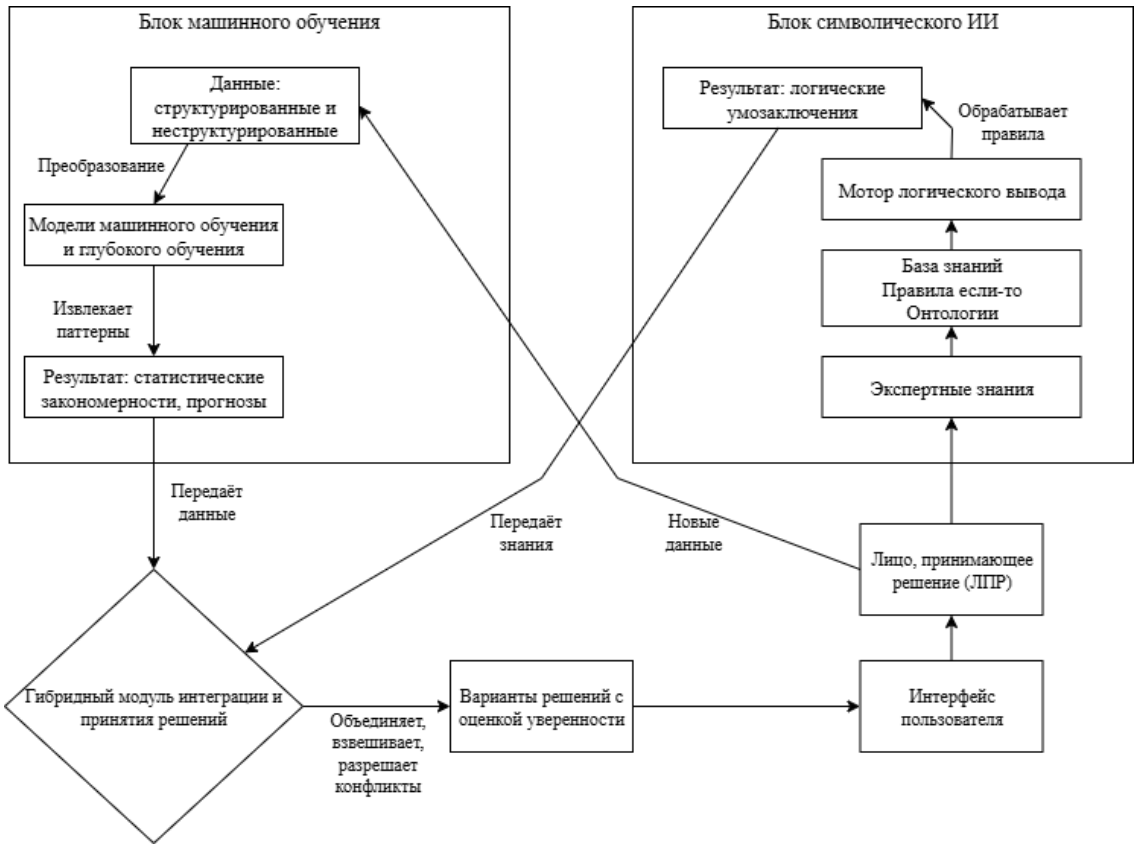

Рисунок 1

Источник: составлено авторами

Представленная схема иллюстрирует архитектуру системы, основанную на интеграции двух концептуально различных, но функционально дополняющих друг друга модулей.

Первый модуль, функционирующий на основе методов машинного обучения (*Data-Driven*) осуществляет обработку первичных эмпирических данных. Его ключевое преимущество заключается в выявлении ненаблюдаемых напрямую корреляций и формировании прогнозных моделей на основе экстенсивных информационных массивов. К примеру, он может установить, что «анализ рыночных данных показывает, что при сочетании низкой волатильности, роста цен на сырье и определенной динамики кривой доходности в *X*% случаев в течение квартала следует рост акций компаний потребительского сектора».

Второй модуль, основанный на принципах символического искусственного интеллекта (*Knowledge-Driven*), оперирует точными экспертными знаниями, представленными в виде правил. Его основная сила состоит в обеспечении полной прозрачности выводов, строгой логичности и способности управлять казуальными моделями. Примером такого подхода является правило: «ЕСЛИ валютная позиция банка по *USD* превышает установленный лимит И волатильность курса демонстрирует рост более *X*% в день, ТО система инициирует хеджирующую сделку».

Ключевым структурным компонентом гибридной системы поддержки принятия решений выступает модуль интеграции и принятия решений, выполняющий координирующую и синтезирующую функции. Данный модуль аккумулирует входные данные как от статистического, так и от логического блоков, реализуя следующие операции:

- синтез выводов: осуществляется конвергенция «мягких» вероятностных оценок, генерируемых моделями машинного обучения, с «жесткими» детерминированными выводами, полученными на основе символического искусственного интеллекта;
- взвешенная оценка и разрешение конфликтов: в ситуациях расхождения между прогнозом модели машинного обучения и предписаниями экспертных правил модуль применяет мета-правила – формализованную логику более высокого уровня – для определения наиболее обоснованного решения на основе заданных критериев достоверности;
- генерация и ранжирование альтернатив: выходным результатом работы модуля является не единственный предписывающий ответ, а ранжированный перечень возможных вариантов, каждый из которых сопровождается количественной оценкой уверенности системы (например, «Вариант *A*: степень уверенности *X*%», «Вариант *B*: степень уверенности *Y*%») [11, 12].

Взаимодействие между компонентами машинного обучения и символического искусственного интеллекта в гибридной системе имеет периодичный, повторяемый характер и реализуется по нескольким каналам.

1. Прямая связь (от данных к знаниям): результаты, полученные методами машинного обучения, могут служить основой для автоматизированного формирования и последующей актуализации правил в символьной базе знаний. Данное направление исследований известно в научной литературе как нейросимволический искусственный интеллект.

2. Обратная связь (от знаний к данным): экспертные знания, представленные в виде правил, способны структурировать и ограничивать пространство гипотез для моделей машинного обучения. Это позволяет целенаправленно выявлять релевантные паттерны, повышая тем самым эффективность процесса обучения и снижая его зависимость от объема требуемых вычислительных и данных.

3. Интерактивная связь через пользовательский интерфейс: лицо, принимающее решение (ЛПР), взаимодействуя с системой через интерфейс, получает от нее объяснительную информацию. На ее основе пользователь может вносить коррективы как в данные (например, осуществляя разметку новых прецедентов), так и в базу знаний (формулируя новые правила), тем самым замыкая итеративный жизненный цикл развития всей системы [13].

Основным преимуществом гибридной архитектуры, представленной на схеме, является ее способность генерировать обоснованные и интерпретируемые выводы для лица, принимающего решения (ЛПР). В отличие от систем, представляющих исключительно итоговый результат, данный интерфейс предлагает комплексное объяснительное сопровождение, которое включает:

- казуальную трассировку: прямую ссылку на примененные формальные правила и логические цепочки символического компонента (например, «вывод следует из активации правила *X*»);
- эмпирическое обоснование: количественную оценку, предоставляемую модулем машинного обучения, которая отражает статистическую достоверность вывода на основе исторических данных (например, «анализ ретроспективных данных подтверждает данную гипотезу с вероятностью *Y*%»).

Такой двухаспектный подход к расшифровке результатов существенно повышает уровень доверия пользователей к системе и создает основу для принятия глубоко информированных и ответственных решений [14].

Ключевой характеристикой гибридного искусственного интеллекта выступает также конвергенция разнородных архитектур развертывания, а именно интеграция облачных и периферийных вычислительных моделей, формирующая инфраструктурную основу для оптимизированной обработки данных в распределенных средах. Указанный подход демонстрирует особую практическую значимость в корпоративных приложениях, где операционная эффективность напрямую зависит от синергетического сочетания автоматизации бизнес-процессов, углубленной аналитики крупномасштабных данных и интуитивного человеко-машинного взаимодействия. Такой комплексный характер гибридных систем обеспечивает формирование решений, обладающих повышенной адаптивностью и масштабируемостью в условиях динамично изменяющейся операционной среды, что иллюстрируется соответствующей моделью, представленной на рис. 2.

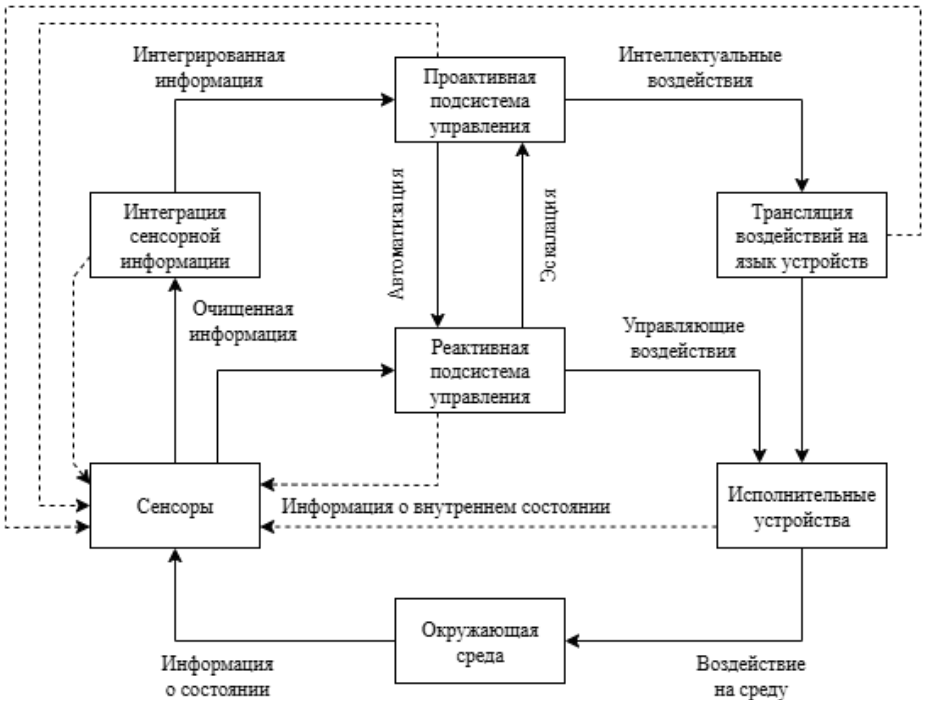

Рисунок 2

Представленная на рис. 2 модель иллюстрирует архитектуру гибридного искусственного интеллекта, развернутую в контексте бизнес-приложений. Данная модель функционирует как замкнутая кибернетическая система, обеспечивающая непрерывное взаимодействие между интеллектуальными компонентами и окружающей операционной средой.

Архитектура состоит из двух ключевых управляющих подсистем:

1. Реактивная подсистема управления осуществляет низкоуровневое, практически мгновенное реагирование на изменения в окружающей среде, данные о которых поступают от сенсоров. Ее задача – обеспечение базовой операционной стабильности и выполнение заранее определенных алгоритмических действий.

2. Проактивная подсистема управления реализует функции более высокого порядка, включая интеграцию сенсорной информации для формирования

контекстно-зависимого проявления ситуации и стратегическое планирование. Эта подсистема отвечает за анализ, обучение и принятие решений, требующих учета долгосрочных целей и сложных взаимосвязей.

Критически важным связующим звеном между подсистемами и физическим миром является блок «Трансляция воздействий на язык устройств». Данный модуль преобразует решения, разработанные как реактивной, так и проактивной подсистемой, в конкретные команды для исполнительных устройств (например, *CRM*-систем, роботизированных процессов автоматизации), которые оказывают непосредственное воздействие на окружающую среду.

Таким образом, представленная схема демонстрирует, как гибридная модель ИИ создает замкнутый цикл управления бизнес-процессами. Реактивный компонент обеспечивает оперативность и адаптивность, в то время как символический компонент вносит в систему глубокое понимание, стратегическое видение и способность к сложным логическим рассуждениям. Объединение этих двух подходов позволяет создавать эффективные системы поддержки принятия решений, способные функционировать в сложной и динамичной бизнес-среде [15, 16].

Анализ перспектив развития гибридных систем в корпоративной среде

В настоящее время наблюдается активное внедрение гибридных моделей искусственного интеллекта в разнообразные бизнес-процессы, что способствует достижению значительного прогресса в сферах операционной эффективности, производительности и стратегического управления. Способность данных систем к интеграции разнообразных технологий искусственного интеллекта и консолидации информации из множества источников позволяет организациям решать комплексные задачи, которые ранее либо требовали существенных трудозатрат, либо не поддавались автоматизации в принципе.

Сфера применения гибридного искусственного интеллекта для оптимизации бизнес-процессов и принятия решений характеризуется динамичным развитием, при этом одним из наиболее перспективных направлений представляется становление агентного искусственного интеллекта, который включает в себя автономные интеллектуальные системы, способные к самостоятельному анализу контекста, стратегическому планированию и исполнению действий для достижения сложных целей. Подобные системы обладают потенциалом для автономного выявления операционных неэффективностей и инициирования корректирующих воздействий без необходимости постоянного вмешательства человека [17].

К числу ключевых перспектив данного направления относятся:

- формирование самооптимизирующихся рабочих процессов, способных к гибкой адаптации в условиях изменяющейся бизнес-среды;
- развертывание систем, которые автономно диагностируют и элиминируют операционные «узкие места» в производственных и управленческих цепочках;
- внедрение механизмов непрерывного улучшения процессов на основе рекомендаций, генерируемых искусственным интеллектом;
- реализация комплексной оптимизации, преодолевающей традиционные межфункциональные барьеры внутри организации.

В противовес первоначальным прогнозам, предполагавшим полное замещение человеческого труда, современная парадигма гибридного искусственного интеллекта сместилась в сторону разработки систем, ориентированных на расширение когнитивных и операционных возможностей

персонала посредством организации эффективного симбиоза. Данные коллаборативные фреймворки, представляющие собой продвинутые формы человеко-машинного взаимодействия, формируют значимый тренд в трансформации бизнес-процессов. К числу наиболее релевантных разработок в этой области относятся:

- инструментарий дополненного интеллекта, нацеленный на повышение обоснованности и качества управленческих решений;
- кооперативные робототехнические комплексы, способные к выполнению физических задач в тандеме с человеком, требующих применения профессионального суждения;
- системы контекстного обогащения знаний, обеспечивающие своевременное предоставление релевантной информации;
- адаптивные пользовательские интерфейсы, обладающие способностью приспособления в соответствии с индивидуальным опытом и когнитивными паттернами каждого оператора [18].

В контексте общей тенденции смещения искусственного интеллекта от централизованных облачных платформ к децентрализованным периферийным архитектурам формируются новые перспективы для совершенствования бизнес-процессов с минимальной задержкой непосредственно в точках принятия операционных решений. Данная концепция, известная как периферийные вычисления и распределенный искусственный интеллект, реализуется через несколько ключевых механизмов:

- выполнение алгоритмической обработки данных непосредственно на терминальных устройствах, что сокращает временные затраты и усиливает защиту информационных активов, содержащих конфиденциальные сведения;
- применение методов машинного обучения, обеспечивающих эффективное использование распределенных массивов данных без их физической консолидации;
- внедрение гибридных архитектур, рационально комбинирующих вычислительный потенциал периферийных устройств с мощностью облачных ресурсов;
- создание интеллектуальных сетей взаимодействующих автономных устройств, способных к коллективной координации для решения задач комплексной оптимизации [19].

В условиях активного развития децентрализованных технологий, взаимодействие гибридного искусственного интеллекта с архитектурными принципами и инструментарием *Web*3 формирует новую реальность для трансформации бизнес-процессов. Подобная интеграционная структура позволяет реализовать такие перспективные направления:

- внедрение смарт-контрактов для автоматизации исполнения заранее определенных процессных этапов;
- использование моделей децентрализованных автономных организаций (*DAO*) в качестве инструмента коллективного процессного управления;
- внедрение токенизированных систем стимулирования, направленных на поощрение непрерывной процессной оптимизации;
- создание прозрачных и верифицируемых журналов фиксации решений, принимаемых системами искусственного интеллекта, что является особенно

важным для обеспечения соответствия нормативно-правовым требованиям [20].

Заключение

Таким образом, внедрение гибридных систем поддержки принятия решений в практику оптимизации корпоративных операций обеспечивает существенную трансформацию в стратегиях организаций, направленных на достижение существенного эффекта в области операционной эффективности, результативности и генерации инноваций. Современные платформы активно интегрируют машинное обучение и методы анализа данных, что значительно повышает точность и эффективность принимаемых решений. Посредством конвергенции разнообразных технологических решений и методологических подходов в сфере искусственного интеллекта, данные комплексные модели создают новые возможности для многомерного анализа, предиктивного моделирования и постоянного совершенствования сложных бизнес-процессов в кросс-отраслевом контексте.

Литература

1. Барбашова Е.В., Филатова Е.С., Барбашов Д.В. Цифровизация как неизбежный путь развития экономики // Информационное развитие России: состояние, тенденции, перспективы. Сборник научных статей международной научно-практической конференции, 2018. – С. 195-199.
2. Глебов А.Р., Барбашова Е.В. Применение метода анализа иерархий в контексте неустойчивости среды принятия решений в современном мире // Цифровые инструменты обеспечения устойчивого развития экономики и образования: новые подходы и актуальные проблемы. Сборник научных трудов IV-й Национальной научно-практической конференции (с международным участием). Орел, 2025. – С. 223-229.
3. Барбашова Е.В., Лясковская О.В. О согласованности экспертных оценок при формировании группового решения (на примере оценки приоритетов факторов конкурентноспособности вуза) // Экономическая среда, 2025. – Т. 14. – № 2. – С. 34-44.
4. Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies Цикл зрелости технологий Gartner. URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Gartner_Hype_Cycle_for_Emerging_Technologies_(Цикл_зрелости_технологий_Gartner) (дата обращения 09.11.2025).
5. Использование искусственного интеллекта в принятии решений. URL: https://gimal-ai.ru/blog/ispolzovanie-iskusstvennogo-intellekta-v-prinyatii-resheniy (дата обращения 09.11.2025).
6. Алтемирова Х.С. Искусственный интеллект и возможности его применения в разных сферах жизни // Молодой ученый, 2023. – № 48 (495). – С. 5-7.
7. Аверкин А.Н. Объяснимый искусственный интеллект: итоги и перспективы // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте (ИММВ-2021): Сборник научных трудов X-й Международной научно-технической конференции, 2021. – С. 153-174.
8. Утенков Г.Г. Машинное обучение в контексте коннекционистского и символического аспектов искусственного интеллекта // Осовские педагогические чтения "Образование в современном мире: новое время - новые решения", 2023. – № 1. – С. 727-730.
9. Шевская Н.В. Объяснимый искусственный интеллект и методы интерпретации результатов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии, 2021. – Т. 9. – № 2 (33).

10. Демидовский А.В. Интегрированные нейросимволические системы поддержки принятия решений: проблемы и перспективы // Бизнес-информатика, 2021. – Т. 15. – № 3. – С. 7-23.
11. Кравченко Т.К. Системы поддержки принятия решений: учебник и практикум для вузов. – 2-е изд., перераб. и доп. – Москва: Издательство Юрайт, 2025. – 327 с.
12. Системы поддержки принятия решений: учебник и практикум для вузов. Под редакцией В.Г. Халина, Г.В. Черновой. – Москва: Издательство Юрайт, 2025. – 501 с.
13. Шилов Н.Г. Анализ методов онтолого-ориентированного нейро-символического интеллекта при коллаборативной поддержке принятия решений // Информатика и автоматизация, 2023. – Т. 22. – № 3. – С. 576-615.
14. Савин С.В. Системы поддержки принятия решений на базе искусственного интеллекта: интеграция, адаптация и оценка эффективности // Экономика и управление, 2024. – № 12. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/sistemy-podderzhki-prinyatiya-resheniy-na-baze-iskusstvennogo-intellekta-integratsiya-adaptatsiya-i-otsenka-effektivnosti (дата обращения: 03.11.2025).
15. Золотов И. Оптимизация бизнес-процессов с помощью гибридных моделей искусственного интеллекта // Universum: Технические науки, 2025. – № 5 (134). – С. 31-40.
16. Шуршев Т.В. Разработка системы интеллектуальной поддержки принятия решений на основе сверточной нейронной сети // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс, 2024. – Т. 13. – № 1 (65). – С. 50-57.
17. Мирончук В.А. и др. Современные компьютерные системы поддержки принятия решений // Естественно-гуманитарные исследования, 2023. – № 4 (48). – С. 228-231.
18. Аббасов М.Ш. Применение искусственного интеллекта в системе поддержки принятия управленческих решений // Развитие теории и практики управления социальными и экономическими системами: Материалы Одиннадцатой международной научно-практической конференции, Петропавловск-Камчатский, 26-27 мая 2022 года / Отв. за выпуск А.О. Шуликов. – Петропавловск-Камчатский: Камчатский государственный технический университет, 2022. – С. 85-89.
19. Шошина Е.А. Системы поддержки принятия решений: как они меняют бизнес-процессы. – Текст: непосредственный // Молодой ученый, 2025. – № 2 (553). – С. 25-28.
20. Саяпин В.О. Интеллектуальные нейросети – будущий потенциал цивилизационного развития цифрового мира // Вестник Челябинского государственного университета, 2023. – № 7 (477). – С. 21-26.