

## Методы и алгоритмы принятия решений на основе рекомендаций экспертных систем с использованием технологий искусственного интеллекта

К. О. Беляков, кандидат технических наук, Российский государственный  
художественно-промышленный университет им. С. Г. Строганова, Москва, Россия

*В статье рассматриваются методологические подходы к формированию управляющих воздействий в горнорудной промышленности посредством синтеза экспертных систем и технологий искусственного интеллекта. Работа направлена на устранение разрыва между накоплением массивов технологических данных и скоростью их интерпретации для оперативного контроля. Автором обоснована необходимость перехода от классических алгоритмов к гибридным интеллектуальным моделям, сочетающим экспертные системы с ИИ. Научная новизна исследования заключается в разработке математической модели принятия решений на основе гибридной интеллектуальной модели, которая интегрирует данные о состоянии объекта и базу знаний и функции полезности. Предложенный алгоритм функционирования системы обеспечивает последовательное выполнение первичной вейвлет-фильтрации сигналов, классификации технологических ситуаций и логического вывода рекомендаций. Результаты моделирования показали преимущество гибридной модели для обеспечения промышленной безопасности и повышения операционной эффективности горнорудного производства. Анализ полученных данных подтверждает, что использование гибридного подхода минимизирует влияние субъективных факторов и предотвращает возникновение критических отказов оборудования. Внедрение алгоритмов поможет автоматизировать идентификацию предаварийных состояний, обеспечивая высокую достоверность вывода принятия решений даже в условиях зашумленности входных сигналов. Сравнение временных характеристик указывает на достижение пятикратного ускорения аналитических операций, что критически важно для стабилизации производственного потока. Сделан вывод о перспективности применения разработанного математического обеспечения в качестве надежного инструмента для построения самоорганизующихся экспертных систем с использованием технологий искусственного интеллекта. Предложенные решения помогут персоналу перераспределить временные ресурсы в пользу стратегического планирования, гарантируя стабильность показателей предприятия в долгосрочной перспективе. Условием успешной применимости модели на реальных предприятиях является наличие сформированного цифрового архива прецедентов для первичной настройки нейросетевых весов. Технологические ограничения предложенного подхода связаны с вычислительной мощностью локальных серверов при обработке сверхбольших потоков данных в режиме жесткого реального времени.*

**Ключевые слова:** принятие решений, экспертные системы, искусственный интеллект, управление, алгоритмы, робототехнические системы, горнорудная отрасль.

### Введение

Современная горнорудная промышленность переживает этап цифровой трансформации, характеризующийся переходом к высокоавтоматизированным производственным процессам. В условиях динамично меняющейся внешней среды и возрастающей стоимости технологических ошибок классические методы управления перестают обеспечивать требуемую надежность.

Цифровая трансформация индустриального сектора диктует необходимость внедрения интеллектуальных инструментов управления. Развитие автономных и человеко-машинных комплексов требует пересмотра подходов к организации взаимодействия внутри команд. В условиях высокой неопределенности внешней среды и динамичности технологических параметров, характерных для горнорудной промышленности, стандартные средства автоматизации показывают недостаточную эффективность. Обеспечение бесперебойного функционирования смешанных гетерогенных команд, состоящих из людей и роботов, требует разработки новых алгоритмических подходов. Как отмечают R. R. Galin, A. A. Shiroky, E. Magid и соавторы, эффективное функционирование смешанных гетерогенных команд в коллаборативных робототехнических системах зависит от качества информационного обмена и скорости реакции на нештатные ситуации [1]. Интеграция человека и машины в единый контур управления создает предпосылки для возникновения синергетического эффекта, однако требует наличия совершенного математического аппарата для обработки экспертных знаний.

Основная проблема заключается в разрыве между накопленным объемом «сырых» данных и возможностями их интерпретации в режиме реального времени. Применение современных инструментальных средств, таких как библиотеки PyTorch и Scikit-Learn, описанных С. Рашкой, Ю. Лю и В. Мирджалили, предоставляет техническую базу для построения моделей машинного обучения [2]. Однако алгоритмы машинного обучения часто страдают проблемой «черного ящика», что неприемлемо в критически важных отраслях. Необходим синтез классических экспертных систем (ЭС), обладающих базой знаний, и гибких алгоритмов ИИ. J. Qian, K. Wang и Z. Li подчеркивают, что алгоритмы принятия решений на основе искусственного интеллекта становятся доминирующим вектором развития сенсорных сетей и систем мониторинга [3].

Возникает потребность в создании интеллектуальных помощников, способных обрабатывать гетерогенные потоки данных и формировать обоснованные решения. Интеграция экспертных знаний и вычислительных мощностей нейронных сетей открывает перспективы для создания гибридных систем поддержки принятия решений.

### Понятие экспертных систем и интеграция с ИИ

Экспертные системы (ЭС) трактуются как программные комплексы, аккумулирующие знания специалистов в предметной области для решения неформализованных задач. В отличие от стандартных алгоритмов, оперирующих только данными, ЭС работают со знаниями, представленными в виде фактов и эвристик. Однако на современном этапе развития технологий наблюдается переход к

системам нового поколения. J. Qian указывает, что алгоритмы принятия решений все чаще основаны на методах искусственного интеллекта, выходящих за рамки простого логического вывода [3].

Традиционные экспертные системы основаны на правилах «если – то», сформированных экспертами-людьми. В условиях Индустрии 4.0 данный подход ограничивает масштабируемость. Современные интеллектуальные экспертные системы (ИЭС) функционируют внутри киберфизических производственных систем. M. Andronie и соавторы считают, что алгоритмы принятия решений на основе ИИ, сенсорных сетей интернета вещей (IoT) и глубокого обучения обеспечивают управление смарт-процессами [4]. Такие системы способны не только выдавать рекомендации, но и самостоятельно обучаться на основе поступающих потоков данных, корректируя базу знаний без участия оператора. Архитектура подобных комплексов содержит:

- интеллектуальный интерфейс для взаимодействия с пользователем;
- базу знаний, хранящую правила и прецеденты;
- механизм логического вывода, реализующий прямую или обратную цепочку рассуждений;
- модуль обучения, обеспечивающий адаптацию системы к новым условиям.

Особую роль здесь играют методологии диагностики. M. Casal-Guisande и др. предлагают методологию принятия решений на основе экспертных систем, применяемую для мониторинга состояния станочного парка [5]. Их исследование доказывает, что сочетание экспертных оценок с ИИ значительно повышает точность диагностики принятия решений.

Расширение масштабов производства порождает феномен когнитивного производства. Когнитивное производство требует формирования устойчивых киберфизических систем управления, где алгоритмы ИИ и сети IoT обрабатывают большие массивы данных [6]. Информация перестает быть пассивным архивом, трансформируясь в активный ресурс управления. A. Al-Surmi, M. Bashiri и I. Koliouis также считают, что комбинирование стратегий ИИ в алгоритмах принятия решений напрямую улучшает операционную эффективность предприятия [7].

#### **Современные методы принятия решений экспертных систем с использованием ИИ**

Переход к Индустрии 4.0 требует систематизации методов и алгоритмов в принятии решений экспертных систем с использованием ИИ. M. Soofi и коллеги выделяют адаптивность как главную характеристику современных систем поддержки принятия решений (СППР) на базе ИИ [8]. Гибридизация становится ведущим направлением развития. Y. Kwon и Z. Lee предлагают алгоритмы, сочетающие экспертные правила с глубоким обучением с подкреплением [9].

В интеллектуальных экспертных системах функционируют разнообразные методы представления знаний, которые определяют логику формирования рекомендаций. Продукционные правила обеспечивают формализацию экспертного опыта через логические конструкции «если – то», где алгоритм осуществляет сопоставление оперативных фактов с условиями правил для получения диагностического результата [10]. Иерархическая организация знаний реализуется посредством фреймов, формирующих сеть узлов, в которой нижние уровни наследуют свойства верхних, что доказывает эффективность метода при интерпретации визуальной информации и структурированных данных [11]. Взаимосвязи между понятиями также описываются семантическими сетями в виде графов, где вершины и дуги помогают алгоритмам обрабатывать естественно-языковые запросы и ассоциативные зависимости. Наряду с

символическими методами активно применяются нейронные сети, выступающие в роли прогнозирующих элементов [12].

Функционирование указанных методов обеспечивается взаимодействием основных компонентов интеллектуальной системы [13]. База знаний выступает формализованным хранилищем накопленного опыта, к которому обращается машина вывода для реализации стратегий прямого, обратного или смешанного рассуждения [14].

#### **Научное обоснование алгоритма принятия решений на основе экспертных систем с использованием ИИ**

До 2025 года на предприятиях горнорудной отрасли преобладал традиционный подход, основанный на ручном управлении технологическими процессами. Оператор осуществляет непосредственное взаимодействие с оборудованием, визуально контролирует индикаторы и регулирует параметры (температуру, давление, подачу реагентов) без участия автоматизированных систем. Ручной метод сохраняет актуальность на маломощных установках, обеспечивая простоту инфраструктуры и надежность ввиду отсутствия рисков программных сбоев. Однако такая организация труда сопровождается замедленной реакцией на отклонения, высокой нагрузкой на персонал и вероятностью ошибок вследствие усталости.

Внедрение экспертных систем поддержки принятия решений (ЭСППР) на базе технологий искусственного интеллекта (ИИ) трансформировало классическую схему управления [15]. Оператор перешел к роли партнера интеллектуальных алгоритмов, контролируя корректность выдаваемых рекомендаций и анализируя сигналы в ситуациях, выходящих за рамки стандартных сценариев. Подобное взаимодействие гетерогенных команд, состоящих из человека и интеллектуальных агентов, требует четкой алгоритмизации информационного обмена [16].

Применение современных программных инструментов библиотеки PyTorch и Scikit-Learn создает модели для предиктивного анализа [17]. Алгоритмы ИИ обеспечивают мгновенную обработку сигналов и корреляцию данных, что оптимизирует режимы работы оборудования и сокращает потребление ресурсов. Использование интеллектуальных сенсорных сетей способствует своевременному прогнозированию неисправностей, предоставляя время для подготовки ремонтных работ [18]. Когнитивное управление превращает данные из пассивных архивов в активный ресурс, повышая устойчивость киберфизических систем [19].

Информационная инфраструктура предприятия эволюционировала от бумажных журналов к цифровым платформам. Интеграция экспертных оценок с автоматическим анализом телеметрии повысила точность диагностики состояния станочного парка [20]. Комбинирование различных стратегий ИИ может улучшить операционные показатели, за счет автоматической сигнализации и самокоррекции параметров в пределах допустимых зон. Адаптивность таких систем к изменениям среды обеспечивает стабильность производства даже при колебаниях качественных характеристик сырья [21]. Гибридные архитектуры, сочетающие логический вывод и машинное обучение с подкреплением, минимизируют риски человеческого фактора [22]. Вместо рутинного физического труда персонал сосредотачивается на управлении качеством и совершенствовании бизнес-процессов.

#### **Материал и методы**

Реализация предложенного алгоритмического обеспечения осуществлялась в программной среде Python 3.10 (с использованием библиотек PyTorch для проектирования нейронных сетей и Scikit-Learn для первичной статистической обработки информации), позволившей обеспечить

гибкость при настройке гибридной архитектуры. Выбор инструментария обусловлен наличием развитых средств автоматического дифференцирования. Исходный массив прецедентов, использованный при обучении и валидации модели, сформирован на базе ретроспективных данных (цифровые архивы за 2023–2025 гг.) горно-обогатительного предприятия. Общий объем репрезентативной выборки составил 1200 записей, включающих верифицированные показатели давления, вибрации и температуры. Предварительная очистка входных сигналов от наведенных высокочастотных помех проводилась посредством дискретного вейвлет-преобразования. Применялся вейвлет Добеши четвертого порядка (db4) с использованием мягкой пороговой фильтрации детализирующих коэффициентов. Подобная обработка сохраняет значимые пиковые значения сигналов (что критично для фиксации моментов отказа оборудования). Архитектура нейросетевого модуля представляет собой полносвязную многослойную сеть (многослойный перцептрон), включающую входной слой, три скрытых слоя по 64 нейрона с функцией активации ReLU и выходной слой с классификатором Softmax. Обучение велось методом обратного распространения ошибки. Применялся оптимизатор Adam при фиксированном шаге обучения 0,001. Логический блок экспертной системы оперирует базой из 150 продукционных правил, верифицирующих выходные значения нейросети. Расчеты выполнялись на вычислительной станции с GPU для ускорения матричных операций.

#### Математическая модель принятия решений

Интеграция экспертных систем на базе технологий искусственного интеллекта охватывает весь цикл горнорудного производства, обеспечивая автоматизацию процессов от начальной геологоразведки до финальной переработки сырья. В области геофизических изысканий алгоритмы машинного обучения осуществляют высокоточную интерпретацию сейсмических и магнитных данных, чтобы выявлять перспективные минерализации и прогнозировать объемы запасов на основе анализа геологического строения. Аналитические возможности неразрывно связаны с планированием горных работ, где методы компьютерного зрения и оптимизационные алгоритмы могут проектировать пространство карьеров и шахт, учитывая технические ограничения, и производительность парка оборудования в единой цифровой среде.

Оперативное управление производством реализуется через системы интеллектуальной оптимизации режимов работы экскаваторов, самосвалов и дробилок, чтобы минимизировать топливные издержки и автоматизировать логистические цепочки. Важной составляющей функционирования таких комплексов выступает обеспечение промышленной безопасности. Инструменты предиктивного обслуживания анализируют потоки данных с датчиков для предотвращения обрушений горных пород или внезапных выбросов газа. Практическое воплощение данных подходов находит отражение в системах реального времени, таких как контроль качества руды на конвейерах или видеомониторинг рудоспусков, где ИИ мгновенно классифицируют сырье и фиксируют критические засорения, передавая сигналы в диспетчерские центры для стабилизации производственного потока.

Математическая постановка задачи принятия решений в интеллектуальных экспертных системах (ИЭС) основывается на необходимости минимизации рисков при максимизации целевых показателей производительности в условиях неопределенности внешней среды.

Основой модели служит расширенный кортеж управления  $M$ , определяющий динамическое взаимодействие

между текущими параметрами, стратегиями и накопленным когнитивным опытом:

$$M = S_{\{T,P,C,V\}}, A_{\{u_1, \dots, u_m\}}, K_{\{F,\theta\}}, P(s_{t+1}|s_t, a_t), R(s, a), \quad (1)$$

где  $S_{\{T,P,C,V\}}$  – многомерный вектор состояния, объединяющий температуру ( $T$ ), давление ( $P$ ), концентрацию газов ( $C$ ) и параметры вибрации ( $V$ ).

$A_{\{u_1, \dots, u_m\}}$  – конечное множество управляющих воздействий и рекомендаций, формируемых для исполнительных механизмов.

$K_{\{F,\theta\}}$  – гибридная база знаний, сочетающая множество продукционных правил  $F$  и вектор обученных весов нейронной сети  $\theta$ .

$P(s_{t+1}|s_t, a_t)$  – оператор вероятностного перехода, вычисляющий прогноз следующего состояния системы при реализации выбранной стратегии.

$R(s, a)$  – скалярная функция эффективности, определяющая величину вознаграждения или штрафа за принятое решение.

В отличие от ручного управления, где оператор опирается на интуитивный опыт, математическая модель ИЭС использует гибридный метод вывода. Логический блок модели оперирует множеством продукционных правил  $F$ . Каждое правило  $f_i$  формализуется как многофакторная предикатная импликация:

$$f_i: \forall s \in S([s \in S_c] \wedge [\mu_f(s) > a]) \Rightarrow a_i. \quad (2)$$

В данной формуле условие перехода к действию  $a_i$  срабатывает только при одновременном нахождении системы в критической зоне  $S_c$  и превышении порогового значения  $a$  функцией принадлежности нечеткой логики  $\mu_f(s)$ , которая переводит качественные оценки экспертов в количественные интервалы.

Однако логика правил дополняется нейросетевым аппроксиматором  $G(s, \theta)$ , где  $\theta$  – параметры весов, обученные на массивах исторических данных. Задача принятия решения сводится к нахождению оптимального воздействия  $a^*$ , обеспечивающего максимум интегральной полезности:

$$a^* = \arg \max_{a \in A} \sum_{i=1}^k (\omega_s \cdot \psi_r(s, a) + \omega_o \cdot G(s, \theta, a)), \quad (3)$$

где  $a^*$  – оптимальное управляющее воздействие (рекомендация), которое максимизирует общую полезность системы в текущий момент времени;  $\arg \max_{a \in A}$  – математический

оператор нахождения аргумента (воздействия  $a$ ), при котором выражение достигает своего максимального значения среди всех допустимых вариантов в множестве  $A$ ;  $A$  – конечное множество всех возможных управляющих воздействий и экспертных рекомендаций, доступных системе.

$\sum_{i=1}^k$  – знак суммирования по всем компонентам вектора состояния или критериям оценки (от 1 до  $k$ );  $\omega_s$  – весовой коэффициент безопасности. Определяет степень влияния экспертных правил и регламентов безопасности на итоговое решение. Именно этот коэффициент динамически увеличивается при входе системы в критический режим.

$\psi_r(s, a)$  – индикаторная функция (или предикатная импликация), основанная на базе знаний экспертной системы. Она оценивает допустимость действия  $a$  в состоянии  $s$  с точки зрения жестких правил («если – то»).

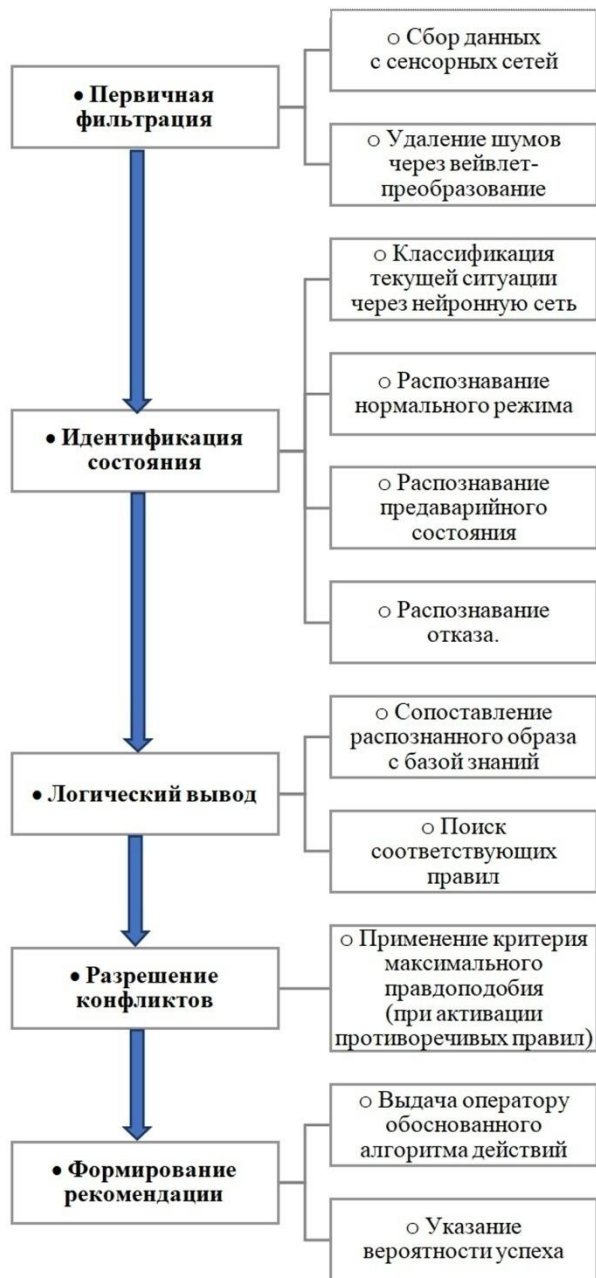
$\omega_o$  – весовой коэффициент оптимизации, который определяет приоритет нейросетевых прогнозов и технологической эффективности.

$G(s, \theta, a)$  – нейросетевой аппроксиматор (ИИ-предиктор), который прогнозирует полезность действия  $a$  в состоянии  $s$ , используя обученные веса нейронной сети  $\theta$ .

$s$  – вектор текущего состояния технологического объекта.

$\theta$  – параметры (веса) обученной нейронной сети, аккумулирующие исторический опыт эксплуатации оборудования.

Алгоритмическая реализация данной модели требует прохождения нескольких итерационных этапов, обеспечивающих верификацию каждого шага.



Алгоритм функционирования интеллектуальной экспертной системы в принятии решений

Algorithm for the functioning of an intelligent expert system in decision-making

Процесс функционирования системы начинается с первичной фильтрации, в ходе которой осуществляется сбор данных с сенсорных сетей и устранение высокочастотных шумов посредством вейвлет-преобразования. Очищенный сигнал поступает на этап идентификации состояния, где нейронная сеть классифицирует текущую технологи-

ческую ситуацию, дифференцируя нормальный режим работы, предаварийное состояние или возникновение отказа. Полученный образ передается в блок логического вывода для сопоставления с базой знаний и поиска релевантных продукционных правил. В случаях когда активация нескольких противоречивых положений требует разрешения конфликтов, система применяет критерий максимального правдоподобия для выбора наиболее достоверного сценария. Завершается цикл формированием рекомендации, предоставляющей оператору обоснованный алгоритм действий с количественным указанием вероятности достижения успеха.

Для оценки эффективности предложенной модели на горнорудном предприятии проведено моделирование работы системы в условиях вариативности входных параметров. Результаты тестирования математической модели отражены в табл. 1.

Таблица 1. Детерминированные параметры конфигурации алгоритмов принятия решений в различных эксплуатационных состояниях

Table 1. Deterministic configuration parameters of decision-making algorithms in different operational states

| Режим функционирования | Критерий оптимизации (R)         | Метод вывода    | Коэффициент уверенности |
|------------------------|----------------------------------|-----------------|-------------------------|
| Штатная эксплуатация   | Минимизация энергопотребления    | Прямой вывод    | 0,9                     |
| Поиск неисправностей   | Время локализации дефекта        | Обратный вывод  | 0,92                    |
| Аварийная ситуация     | Минимизация материального ущерба | Гибридный вывод | 0,99                    |
| Наладка оборудования   | Точность калибровки параметров   | ИИ              | 0,94                    |

Анализ представленных параметров показал закономерную связь между текущим состоянием производственного процесса и архитектурой применяемого алгоритма. В условиях штатной эксплуатации система ориентирована на снижение энергопотребления, используя метод прямого вывода для генерации рекомендаций на основе непрерывного потока данных с датчиков. Переход в режим поиска неисправностей обуславливает смену стратегии на обратный вывод, чтобы эффективно проверять данные и сокращать время обнаружения дефектов. Наивысший приоритет безопасности реализуется в аварийных ситуациях, где применение гибридного метода обеспечивает максимальный коэффициент достоверности решения, достигая значения 0,99 для предотвращения материального ущерба. В процессах наладки оборудования основная роль отводится ИИ, которое помогает достичь высокой точности калибровки параметров за счет адаптации моделей к техническим характеристикам оборудования.

Применение математической модели существенно повысит надежность прогнозов. В табл. 2 представлены данные по точности выработки рекомендаций в зависимости от объема базы знаний и ИИ. Под термином «единица выборки» понимается технологический прецедент (запись), зафиксированный в цифровом архиве предприятия.

Таблица 2. Анализ точности рекомендаций экспертной системы с ИИ

Table 2. Analysis of the accuracy of recommendations of an AI expert system

| Объем выборки тыс. ед. | Точность экспертных правил, % | Точность гибридной модели, % | Снижение ошибки, % |
|------------------------|-------------------------------|------------------------------|--------------------|
| 10                     | 72,4                          | 78,1                         | 5,7                |
| 50                     | 76,8                          | 89,4                         | 12,6               |
| 100                    | 79,2                          | 96,5                         | 17,3               |
| 500                    | 81,5                          | 98,2                         | 16,7               |

Результаты математического моделирования выявили связь между масштабированием информационных данных и качеством принимаемых решений. При минимальном объеме данных в 10 тыс. ед. гибридная модель демонстрирует преимущество над традиционным подходом, однако разрыв в эффективности остается умеренным. По мере

увеличения выборки до 50 и 100 тыс. ед. наблюдается рост точности ИИ, чтобы гибридной алгоритму достичь показателя 96,5 % за счет синергии логического вывода и статистического обучения. Особую значимость имеет динамика снижения ошибки, достигающая своего пика при наборе 100 тыс. ед., после чего темпы прироста точности стабилизируются. Достижение отметки в 98,2 % при максимальном объеме выборки свидетельствует о высокой степени надежности синтезированного метода. В то время как точность экспертных правил ограничена жесткостью заложенных эвристик и демонстрирует стагнацию, гибридная интеллектуальная система сохраняет потенциал для оптимизации управления за счет адаптивной корректировки весовых коэффициентов на основе поступающей оперативной информации. Важнейшим результатом внедрения математической модели становится изменение временных характеристик цикла управления. Автоматизация аналитического этапа высвобождает временной ресурс для принятия стратегических решений (см. табл. 3).

Таблица 3. Сравнительный анализ временных затрат и эффективности принятия решений

Table 3. Comparative analysis of time costs and decision-making efficiency

| Операция цикла управления     | Ручное управление, с | Классическая ЭС (правила), с | Нейронная сеть, с | Гибридная ИЭС, с | Ускорение процесса, раз | Корреляция прогноза |
|-------------------------------|----------------------|------------------------------|-------------------|------------------|-------------------------|---------------------|
| Сбор и проверка данных        | 300                  | 45                           | 0,9               | 0,8              | 375                     | 0,98                |
| Анализ отклонений             | 480                  | 30                           | 0,7               | 0,4              | 1200                    | 0,97                |
| Выбор стратегии вмешательства | 600                  | 120                          | 1,3               | 1,2              | 500                     | 0,99                |
| Оценка рисков решения         | 900                  | 180                          | 1,8               | 1,5              | 600                     | 0,99                |
| Итоговый цикл                 | 2280                 | 375                          | 4,7               | 3,9              | ~585                    | 0,98                |
| Точность решения              | 65,0 %               | 79,2 %                       | 94,1 %            | 98,2 %           | +33,2 %                 | 0,99                |

Внедрение предложенной математической модели и алгоритмов в структуру управления горнорудным предприятием обеспечивает следующие преимущества. Совокупное время от сбора данных до формирования готовой рекомендации сокращается с 38 минут (при ручном управлении) до 3,9 с, и дает системе реагировать на динамические изменения параметров (давление, концентрация газов) практически в режиме реального времени. В то время как нейронные сети показывают высокую скорость, только гибридная ИЭС обеспечивает максимальную точность (98,2 % согласно данным при выборке в 500 прецедентов) за счет верификации прогнозов через блок производственных правил безопасности.

Коэффициент корреляции 0,98 подтверждает, что расчетные состояния системы после принятия рекомендованных мер максимально близки к целевым показателям, и минимизирует риски возникновения нештатных ситуаций. Интеграция экспертных систем с использованием ИИ является эффективным методом автоматизации интеллектуальной поддержки принятия решений в горнорудной промышленности.

ИЭС помогает формализовать неявные знания экспертов, преобразуя их в алгоритмические последовательности, доступные для автоматизированного исполнения. Такой подход минимизирует влияние субъективных факторов и обеспечивает стабильность производственных показателей горнорудного предприятия в долгосрочной перспективе.

Использование предложенного математического обеспечения создает условия для построения гибридных систем, способных к автономной адаптации без непосредственного участия человека в рутинных операциях контроля горнорудной промышленности.

### Заключение

Проведенное исследование доказывает, что методы и алгоритмы принятия решений на основе рекомендаций экспертных систем с использованием технологий искусственного интеллекта обеспечивают качественный скачок в управлении сложными техническими объектами. В горнорудной отрасли, где цена ошибки чрезвычайно высока, необходимо внедрение гибридной модели, которая объединяет надежность экспертных систем и адаптивность ИИ, показывают наилучшие результаты. Предложенный алгоритм и математическая модель валидированы расчетным путем, показав снижение рисков и повышение операционной эффективности горнорудного предприятия.

### Библиографические ссылки

- Galina R. R., Shiroky A. A., Magid E., Meshcheryakov R. V., Mamchenko M. V. Effective Functioning of a Mixed Heterogeneous Team in a Collaborative Robotic System // Informatics and Automation. 2021. Vol. 20, no 6. С. 1224–1253. DOI: 10.15622/ia.20.6.2.
- Раица С., Лю Ю., Мирджалили В. Машинное обучение с PyTorch и Scikit-Learn // Астана : Фолиант, 2024. 688 с.
- Qian J., Wang K., Li Z. Decision-making Algorithms Based on Artificial Intelligence // Sensors and Materials. 2025. Vol. 37, No 9. С. 4179–4194. DOI: 10.18494/SAM5683
- Andronie M., Lăzăroiu G., Iatagan M., Uță M., Stefanescu C., Cocioșatu R. Artificial Intelligence-Based Decision-Making Algorithms, Internet of Things Sensing Networks, and Deep Learning-Assisted Smart Process Management in Cyber-Physical Production Systems // Electronics. 2021. Vol. 10, No 20. С. 2497–2521. DOI: 10.3390/electronics10202497

5. Casal-Guisande M., Comesaña-Campos A., Pereira A., Bouza-Rodríguez J.-B., Cerqueiro-Pequeno J. A Decision-Making Methodology Based on Expert Systems Applied to Machining Tools Condition Monitoring // *Mathematics*. 2022. Vol. 10, No 3. С. 520–549. DOI: 10.3390/math10030520

6. Lazaroiu G., Androniceanu A., Grecu I., Grecu G., Neguriță O. Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing // *Oeconomia Copernicana*. 2022. Vol. 13, No 4. С. 1047–1080. DOI: 10.24136/oc.2022.030

7. Al-Surmi A., Bashiri M., Koliousis I. AI based decision making: combining strategies to improve operational performance // *International Journal of Production Research*. 2022. Vol. 60, No 14. С. 4464–4486. DOI: 10.1080/00207543.2021.1966540

8. Soori M., Jough F. K. G., Dastres R., Arezoo B. AI-based decision support systems in Industry 4.0, a review // *Journal of Economy and Technology*. 2026. Vol. 4. С. 206–225. DOI: 10.1016/j.ject.2024.08.005

9. Kwon Y., Lee Z. A Hybrid Decision Support System for Adaptive Trading Strategies: Combining a Rule-based Expert System with a Deep Reinforcement Learning Strategy // *Decision Support Systems*. 2024. Vol. 177. С. 114100. DOI: 10.1016/j.dss.2023.114100

10. Abdymanapov S. A., Muratbekov M., Altynbek S., Barlybayev A. Fuzzy Expert System of Information Security Risk Assessment on the Example of Analysis Learning Management Systems // *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. С. 156556–156565. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3129424

11. Abilio A. A., Wolodko J. D., Eckert R. B., Skovhus T. L. Development of an expert system for assessing failures in oil and gas pipelines due to microbiologically influenced corrosion (MIC) // *Engineering Failure Analysis*. 2024. Vol. 163. С. 108426. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2024.108426

12. Santos J. K. S., Siqueira L. S., Faria E. M. B., Bispo K. A., Silva G. J. F., Soares M. S. Methodological Advances in Expert Systems with Artificial Intelligence // *Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI)*. 2025. С. 703–712. DOI: 10.5753/sbsi.2025.246618

13. Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explainable Artificial Intelligence-Based Decision Support Systems: A Recent Review // *Electronics*. 2024. Vol. 13, No 14. С. 2842. DOI: 10.3390/electronics13142842

14. Mutovina N., Tomilov A., Tomilova N. Application of Artificial Intelligence and Machine Learning in Expert Systems for the Mining Industry: Literature Review of Modern Methods and Technologies // *Preprints*. 2024. DOI: 10.20944/preprints202408.1432.v1

15. Sarker I. H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems // *SN Computer Science*. 2022. Vol. 3, No 158. DOI: 10.1007/s42979-022-01043-x

16. Варламов, О. Обзор 18 миварных экспертных систем, созданных на основе MOGAN // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2021. № 3 (101). С. 5–20.

17. Косников, С. Н. Особенности экспертных систем поддержки принятия решений и их применение в экономике // *Естественно-гуманитарные исследования*. 2023. № 5 (49). С. 160–163.

18. Бурый А. С., Ловцов Д. А. Архитектура экспертных рекомендательных систем принятия решений в формате умного города // *Правовая информатика*. 2023. № 3. С. 41–53.

19. Хитрова Е. М., Прошутинская С. С. Искусственный интеллект и машинное обучение в поддержке инвестиционных решений на основе экспертных данных // *Из-*

вестия Байкальского государственного университета. 2025. Т. 35, № 2. С. 217–227.

20. Еремеев Е. А. Распознавание образов в экспертных системах принятия решений // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2019. Т. 19, № 4. С. 704–713.

21. Савин С. В., Мурзин А. Д. Системы поддержки принятия решений на базе искусственного интеллекта: интеграция, адаптация и оценка эффективности // *Экономика и управление*. 2024. Т. 30, № 12. С. 1521–1534. DOI: 10.35854/1998-1627-2024-12-1521-1534.

22. Симанков В. С., Теплоухов С. В. Аналитическое исследование методов и алгоритмов искусственного интеллекта // *Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки*. 2020. № 3 (266). С. 16–25.

## References

1. Galin R. R., Shiroky A. A., Magid E., Meshcheryakov R. V., Mamchenko M. V. Effective Functioning of a Mixed Heterogeneous Team in a Collaborative Robotic System // *Informatics and Automation*. 2021. Vol. 20, No. 6. pp. 1224–1253. DOI: 10.15622/ia.20.6.2

2. Rashka S., Liu Yu., Mirjalili V. *Mashinnoye obucheniye s PyTorch i Scikit-Learn* [Machine learning with PyTorch and Scikit-Learn]. Astana: Foliant. 2024. 688 p. (in Russ.).

3. Qian J., Wang K., Li Z. Decision-making Algorithms Based on Artificial Intelligence // *Sensors and Materials*. 2025. Vol. 37, No. 9. Pp. 4179–4194. DOI: 10.18494/SAM5683/

4. Andronie M., Lazăroiu G., Iatagan M., Uță M., Stefanescu C., Cocoșatu R. Artificial Intelligence-Based Decision-Making Algorithms, Internet of Things Sensing Networks, and Deep Learning-Assisted Smart Process Management in Cyber-Physical Production Systems // *Electronics*. 2021. Vol. 10, No. 20. pp. 2497–2521. DOI: 10.3390/electronics10202497

5. Casal-Guisande M., Comesaña-Campos A., Pereira A., Bouza-Rodríguez J.-B., Cerqueiro-Pequeno J. A Decision-Making Methodology Based on Expert Systems Applied to Machining Tools Condition Monitoring // *Mathematics*. 2022. Vol. 10, no. 3. Pp. 520–549. DOI: 10.3390/math10030520.

6. Lazaroiu G., Androniceanu A., Grecu I., Grecu G., Neguriță O. Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing // *Oeconomia Copernicana*. 2022. Vol. 13, no. 4. p. 1047–1080. DOI: 10.24136/oc.2022.030.

7. Al-Surmi A., Bashiri M., Koliosis I. AI based decision making: combining strategies to improve operational performance // *International Journal of Production Research*. 2022. Vol. 60, No. 14. pp. 4464–4486. DOI: 10.1080/00207543.2021.1966540.

8. Soori M., Jough F. K. G., Dastres R., Arezoo B. AI-based decision support systems in Industry 4.0, a review // *Journal of Economy and Technology*. 2026. Vol. 4. Pp. 206–225. DOI: 10.1016/j.ject.2024.08.005.

9. Kwon Y., Lee Z. A Hybrid Decision Support System for Adaptive Trading Strategies: Combining a Rule-based Expert System with a Deep Reinforcement Learning Strategy // *Decision Support Systems*. 2024. Vol. 177. P. 114100. DOI: 10.1016/j.dss.2023.114100.

10. Abdymanapov S. A., Muratbekov M., Altynbek S., Barlybayev A. Fuzzy Expert System of Information Security Risk Assessment on the Example of Analysis Learning Management Systems // *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. pp. 156556–156565. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3129424

11. Abilio A. A., Wolodko J. D., Eckert R. B., Skovhus T. L. Development of an expert system for assessing failures in oil and gas pipelines due to microbiologically influenced corro-

sion (MIC) // Engineering Failure Analysis. 2024. Vol. 163. pp. 108426. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2024.108426.

12. Santos J. K. S., Siqueira L. S., Faria E. M. B., Bispo K. A., Silva G. J. F., Soares M. S. Methodological Advances in Expert Systems with Artificial Intelligence // Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI). 2025. pp. 703-712. DOI: 10.5753/sbsi.2025.246618.

13. Kostopoulos G., Davrazos G., Kotsiantis S. Explicable Artificial Intelligence-Based Decision Support Systems: A Recent Review // Electronics. 2024. Vol. 13, No. 14. Pp. 2842. DOI: 10.3390/electronics13142842.

14. Mutovina N., Tomilov A., Tomilova N. Application of Artificial Intelligence and Machine Learning in Expert Systems for the Mining Industry: Literature Review of Modern Methods and Technologies // Preprints. 2024. DOI: 10.20944/preprints202408.1432.v1.

15. Sarker I. H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems // SN Computer Science. 2022. Vol. 3, No 158. DOI: 10.1007/s42979-022-01043-x.

16. Varlamov O. *Obzor 18 mivarnykh ekspertnykh sistem, sozdannykh na osnove MOGAN* [Review of 18 multi-dimensional expert systems based on MOGAN] [Proceedings of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences]. 2021. No. 3. Pp. 5-20 (in Russ.).

17. Kosnikov S.N. [Features of expert decision support systems and their application in economics]. Natural sciences and humanities research. 2023. No. 5. Pp. 160-163 (in Russ.).

18. Brown A.S., Lovtsov D.A. [Architecture of expert advisory decision-making systems in the smart city format]. Legal Informatics. 2023. No. 3. Pp. 41-53 (in Russ.).

19. Khitrova E.M., Proshutinskaya S.S. [Artificial intelligence and machine learning in support of investment decisions based on expert data]. *Izvestiya Baykalskogo gosudarstvennogo universiteta*. 2025. Vol. 35, no. 2. Pp. 217-227 (in Russ.).

20. Eremeev E.A. [Pattern recognition in expert decision-making systems]. Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics. 2019. Vol. 19, no. 4. Pp. 704-713 (in Russ.).

21. Savin S.V., Murzin A.D. [Decision support systems based on artificial intelligence: integration, adaptation and effectiveness assessment]. Economics and management. 2024. Vol. 30, no. 12. Pp. 1521-1534. DOI: 10.35854/1998-1627-2024-12-1521-1534 (in Russ.).

22. Simankov V.S., Teploukhov S.V. [Analytical study of artificial intelligence methods and algorithms]. Bulletin of the Adygea State University. Series 4: Natural, mathematical and technical sciences. 2020. No. 3. Pp. 16-25 (in Russ.).

\* \* \*

### Methods and Algorithms for Decision-Making Based on Expert System Recommendations Using Artificial Intelligence Technologies

K.O. Belyakov, PhD in Engineering Russian State University of Design and Applied Arts (Stroganov University), Moscow, Russia

*This article examines methodological approaches to developing control actions in the mining industry through the synthesis of expert systems and artificial intelligence technologies. The study aims to bridge the gap between the accumulation of process data arrays and the speed of their interpretation for operational control. The author substantiates the need to transition from classical algorithms to hybrid intelligent models that combine expert systems with AI. The scientific novelty of this study lies in the development of a mathematical decision-making model based on a hybrid intelligent model that integrates data on the state of an object with a knowledge base and utility functions. The proposed system algorithm ensures consistent primary wavelet signal filtering, classification of process situations, and logical inference of recommendations. The simulation results demonstrated the advantage of a hybrid model for ensuring industrial safety and improving the operational efficiency of mining operations. Analysis of the obtained data confirms that the hybrid approach minimizes the influence of subjective factors and prevents critical equipment failures. Implementation of the algorithms will help automate the identification of pre-emergency conditions, ensuring high reliability of decision-making, even in the presence of noisy input signals. A comparison of the time characteristics indicates a five-hundredfold acceleration of analytical operations, which is critical for stabilizing production flow. A conclusion is drawn regarding the potential of the developed mathematical software as a reliable tool for building self-organizing expert systems using artificial intelligence technologies. The proposed solutions will help personnel reallocate time resources toward strategic planning, ensuring the stability of enterprise performance in the long term. A prerequisite for the successful applicability of the model to real-world enterprises is the availability of a digital precedent archive for the initial configuration of neural network scales. The technological limitations of the proposed approach are related to the computing power of local servers when processing extremely large data streams in hard real-time.*

**Keywords:** decision making, expert systems, artificial intelligence, control, algorithms, robotic systems, mining industry.

Получено: 04.03.26

### Образец цитирования

Беляков К. О. Методы и алгоритмы принятия решений на основе рекомендаций экспертных систем с использованием технологий искусственного интеллекта // Интеллектуальные системы в производстве. 2026. Т. 24, № 3. С. 37–43. DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-37-43.

### For Citation

Belyakov K.O. [Methods and algorithms for decision-making based on recommendations of expert systems using artificial intelligence technologies]. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve*. 2026. Vol. 24, No. 3. Pp. 37-43 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-37-43.