

ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

КУЛАГИН Максим Алексеевич^{1,2}, кандидат техн. наук, доцент кафедры «Управление и защита информации», заместитель директора научного центра «Искусственный интеллект и цифровые технологии»; e-mail: maksimkulagin06@yandex.ru

СИДОРЕНКО Валентина Геннадьевна¹, доктор техн. наук, профессор кафедры «Управление и защита информации»; e-mail: valenfalk@mail.ru

МИХАЙЛОВ Сергей Владимирович², кандидат техн. наук, заместитель начальника отдела «Интеллектуальные технологии»; e-mail: mikhalov.sergey@vniizht.ru

¹ Российский университет транспорта (РУТ), Москва

² Научно-исследовательский институт железнодорожного транспорта (ВНИИЖТ), Москва

В статье рассмотрена многоуровневая иерархическая архитектура интеллектуальной системы поддержки принятия решений, предназначенной для применения на транспорте. Архитектура объединяет уровни восприятия гетерогенных данных, формирования знаний и памяти, построения признаков, прогнозирования, принятия решений и обеспечения безопасности и доверия в едином замкнутом контуре. Для каждого уровня введена единая система математических обозначений и формализованных моделей, обеспечивающая методологическую совместимость уровней и переносимость моделей между ними. На примере интеллектуальной системы динамического ценообразования пассажирских перевозок продемонстрировано сквозное применение всех шести уровней архитектуры: от обработки транзакционных данных продаж и трехуровневой кластеризации поездов до формирования рекомендаций по тарифной политике методом Single-Player Monte Carlo Tree Search с многокритериальной функцией наград, учитывающей плановые показатели средней доходной ставки, коэффициента использования вместимости вагонов и количества отправленных пассажиров. Показано, что обозначения функции наград, состояний и действий интеллектуальной системы динамического ценообразования соответствуют единой системе обозначений архитектуры интеллектуальной системы поддержки принятия решений, что подтверждает переносимость предложенного решения на различные классы задач управления транспортом.

Ключевые слова: интеллектуальная транспортная система, система поддержки принятия решений, динамическое ценообразование, марковский процесс принятия решений, обучение с подкреплением, многокритериальная оптимизация, функция наград, SP-MCTS

DOI: 10.20295/2412-9186-2026-12-03-202-216

▼ Введение

Современные условия функционирования транспорта характеризуются возрастающей сложностью перевозочного процесса, ростом объемов данных, генерируемых инфраструктурными и бортовыми системами, а также повышением требований к безопасности и экономической эффективности управления. В Стратегии цифровой трансформации транспортной отрасли Российской Федерации¹ поставлены задачи цифровизации управления транспортной системой на базе использования

цифровых двойников объектов транспортной инфраструктуры [1, 2]. Решение этих задач требует создания развитого и взаимосвязанного множества интеллектуальных транспортных систем (ИТС), обеспечивающих заданный уровень мобильности населения, максимизацию показателей использования транспортной инфраструктуры и повышение безопасности перевозочного процесса.

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений (ИСППР) эволюционировали от простых информационных надстроек над транзакционными системами 1960–1970-х годов к сложным киберфизическим системам, основанным на технологиях искусственного интеллекта и машинного обучения [3, 4].

¹ Цифровая трансформация транспортной отрасли // Министерство транспорта Российской Федерации: официальный сайт. — URL: transport.gov.ru (дата обращения: 13.08.2026).

Систематическая концепция такой поддержки сформулирована в [5] и развита в [6], где система поддержки принятия решений (СППР) определена как интерактивная система, расширяющая возможности лица, принимающего решение, но не подменяющая его. В работе [7] эта идея получила инженерное оформление в виде канонической трехкомпонентной DDM-архитектуры (Dialog – Data – Models).

Особую группу задач, для которых применение традиционных подходов оказывается недостаточным, образуют коммерческие задачи управления пассажирскими перевозками. К ним относится динамическое ценообразование — формирование рекомендаций по тарифной политике с учетом прогнозируемого спроса, конкуренции между поездами на одном направлении (каннибализации), бюджетных целевых показателей и стратегических приоритетов компании-перевозчика. Изолированное применение методов прогнозирования спроса или эвристик оптимизации тарифа не обеспечивает целостного решения задачи, поскольку каждое такое решение должно проходить через несколько согласованных уровней, включающих восприятие транзакционных данных, формирование признаков, прогнозирование, оценку безопасности и аудит.

Целью настоящей работы является формирование многоуровневой иерархической архитектуры транспортных ИСППР с единой системой математических обозначений и демонстрация ее применимости на примере интеллектуальной системы динамического ценообразования (ИСДЦ) пассажирских перевозок.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- выполнить аналитический обзор подходов к построению транспортных ИСППР и выявить их методологические ограничения;
- синтезировать многоуровневую архитектуру транспортных ИСППР с формализованными математическими моделями каждого уровня;
- синтезировать структуру ИСППР, применяемой при решении задачи динамического ценообразования;
- формализовать задачу динамического ценообразования в терминах архитектуры транспортных ИСППР и продемонстрировать ход ее решения;
- формализовать многокритериальную функцию наград ИСДЦ как реализацию функции награды уровня принятия решений.

Обзор подходов и методов

Исследования в области ИСППР развиваются по нескольким относительно независимым направлениям, что затрудняет формирование единой методологической основы.

Архитектурные подходы к построению СППР. В [8] зафиксирован переход СППР к гибридным интеллектуальным системам через интеграцию экспертных систем, нейросетевых моделей, data mining и интеллектуальных агентов. В [9] предложена пятикомпонентная классификация по доминирующему инструменту (model-driven, data-driven, communication-driven, document-driven, knowledge-driven). Систематизация типовых архитектур с блоком методов принятия решений и подсистемой их корректировки представлена в [10], где архитектура строится вокруг корпоративного хранилища данных, что соответствует доминировавшей в тот период парадигме пакетной обработки накопленных данных, однако плохо переносится на задачи, требующие обработки потоковых гетерогенных и сенсорных данных в реальном времени.

Транспортные ИСППР. Применение СППР к транспорту порождает специфический набор задач — операционных (диспетчеризация, маршрутизация), тактических (планирование ремонтов, расписаний) и стратегических (инвестиционные решения, развитие сети). Институтуциональный базис интеграции этих задач заложен в семействе стандартов ISO/TC 204² и в Национальной архитектуре ИТС США³. Обзор 43 транспортных СППР [11] показывает, что отрасль развивает узкоспециализированные системы под отдельные классы задач, а не унифицированные ИСППР, объединяющие операционный, тактический и стратегический уровни.

² ISO/TC 204. Intelligent Transport Systems: Standards Catalogue. Geneva: ISO, 1992.

³ U.S. Department of Transportation. Architecture Reference for Cooperative and Intelligent Transportation (ARC-IT).

Машинное обучение и искусственный интеллект на железнодорожном транспорте. Систематический обзор [12], охвативший 161 работу, классифицировал применение искусственного интеллекта на железной дороге по подобластям:

- техническое обслуживание;
- планирование и управление;
- безопасность;
- автономное вождение;
- управление доходами;
- пассажирская мобильность.

Зарубежная практика демонстрирует переход от точечных моделей к платформенным решениям (AI-ассистент диспетчера ADA-PMB [13]). Отечественная школа автоведения и оптимального управления движением поездов представлена в работах [14, 15].

Задачи динамического ценообразования и управления доходами. Задачи динамического ценообразования на пассажирском транспорте сводятся к двум связанным подзадачам: прогнозированию спроса при заданной тарифной политике и поиску оптимальной последовательности изменений тарифа на горизонте продаж. В работах по управлению доходами на пассажирском транспорте применяются градиентный бустинг для прогноза спроса [16], а также модели эластичности спроса по цене для пересчета прогноза при изменении тарифа. Алгоритмы Monte-Carlo Tree Search (MCTS) и их однопользовательская модифи-

кация Single-Player MCTS (SP-MCTS) показали эффективность в задачах последовательного выбора действий с конечным горизонтом и многокритериальной функцией наград [17]. Вместе с тем опубликованные решения задачи ценообразования не рассматривают ее разносторонне, как это предусматривает общая архитектура транспортной ИСППР, что ограничивает их повторное использование и сопряжение с другими системами цифровой железной дороги.

Безопасность и интерпретируемость. Вопросы функциональной и информационной безопасности автоматизированных систем управления объектами критической информационной инфраструктуры железнодорожного транспорта рассмотрены в работе [18]. Применительно к ИИ-компонентам ИСППР существенное значение приобретают методы объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI), систематизированные в [19], поскольку интерпретируемость рекомендаций является обязательным условием их применения в задачах с высокой ценой ошибки. Объединение указанных подходов — классических методов оценки безопасности железнодорожных систем управления и методов XAI — в рамках единой методологии построения транспортных ИСППР остается нерешенной задачей.

Сильные и слабые стороны транспортной ИСППР представлены на рис. 1.



Рис. 1. Сильные и слабые стороны транспортной ИСППР

Сопоставление работ позволяет констатировать четыре системные проблемы:

- фрагментарность по слоям обработки;
- преобладание в некоторых системах методов только одного класса (отсутствие разнообразия применяемых методов);
- архитектурная ориентация на хранилища данных вместо потоков;
- отсутствие сквозной методологии для критической инфраструктуры.

Это обосновывает необходимость создания представленной многоуровневой архитектуры транспортной ИСППР и ее апробации на конкретной отраслевой задаче.

Архитектура транспортной ИСППР

Предлагаемая многоуровневая иерархическая архитектура транспортной ИСППР построена таким образом, что каждый уровень решает строго определенный класс задач, а их взаимодействие обеспечивает переход от первичных наблюдений к обоснованным управленческим рекомендациям. Архитектура включает шесть основных уровней: восприятия, знаний и памяти, формирования признаков, прогнозирования, принятия решений, безопасности и доверия (рис. 2). Шестой уровень имеет сквозной характер и проходит через все предшествующие.

Уровень восприятия является начальным и фундаментальным уровнем архитектуры, обеспечивающим формирование первичного представления о состоянии транспортных объектов и процессов. Его назначение заключается не только в сборе информации, но и в интеллектуальной интерпретации разнородных входных сигналов. На данном уровне осуществляется обработка данных, поступающих из систем технического зрения, сенсоров и датчиков (ток, температура, вибрация, ускорение), речевых команд диспетчерского персонала, текстовой и событийной информации (журналы, отчеты, сигналы о неисправностях), телеметрии подвижного состава и табличных данных (временные ряды).

Особенностью данного уровня является гетерогенность обрабатываемых данных, выражающаяся в различии их структуры, временной разрешающей способности, частоты обновления и уровня достоверности. Фор-

мально множество источников данных определяется как:

$$D = \{D_{vis}, D_{sens}, D_{speech}, D_{text}, D_{telem}, D_{tab}\}, \quad (1)$$

где D_{vis} — множество типов данных систем технического зрения;

D_{sens} — сенсорные данные;

D_{speech} — речевые данные;

D_{text} — текстовые данные;

D_{telem} — телеметрические данные;

D_{tab} — табличные и структурированные данные.

Уровень знаний и памяти предназначен для долговременного хранения и структурирования информации, а также для накопления опыта эксплуатации транспортной системы. На данном уровне формируется долговременная память системы K :

$$K = K_{hist} \cup K_{rules} \cup K_{scen} \cup K_{model} \cup K_{feedback}, \quad (2)$$

где K_{hist} — исторические данные;

K_{rules} — экспертные правила и нормативные ограничения;

K_{scen} — база сценариев;

K_{model} — обученные модели;

$K_{feedback}$ — накопленная обратная связь.

Уровень формирования признаков является связующим функциональным звеном между уровнем восприятия, уровнем знаний и памяти, а также уровнем прогнозирования. Его назначение состоит в преобразовании гетерогенного потока первичных данных в унифицированное признаковое представление. Признакомое отображение записывается в виде:

$$\Phi(D_i, K) = \varphi(T(D_i), A(D_i), K), D_i \in D, \quad (3)$$

где $T(\cdot)$ — оператор преобразования, приводящий первичные данные различной структуры к унифицированному внутреннему представлению;

$A(\cdot)$ — оператор агрегации, выполняющий обобщение данных по временным окнам, объектным группам и иерархическим уровням;

$\varphi(\cdot)$ — функция формирования итогового признакового вектора с учетом контекста K ; i — номер (тип) источника данных. Результирующее признаковое пространство является единым для всех источников после согласования.

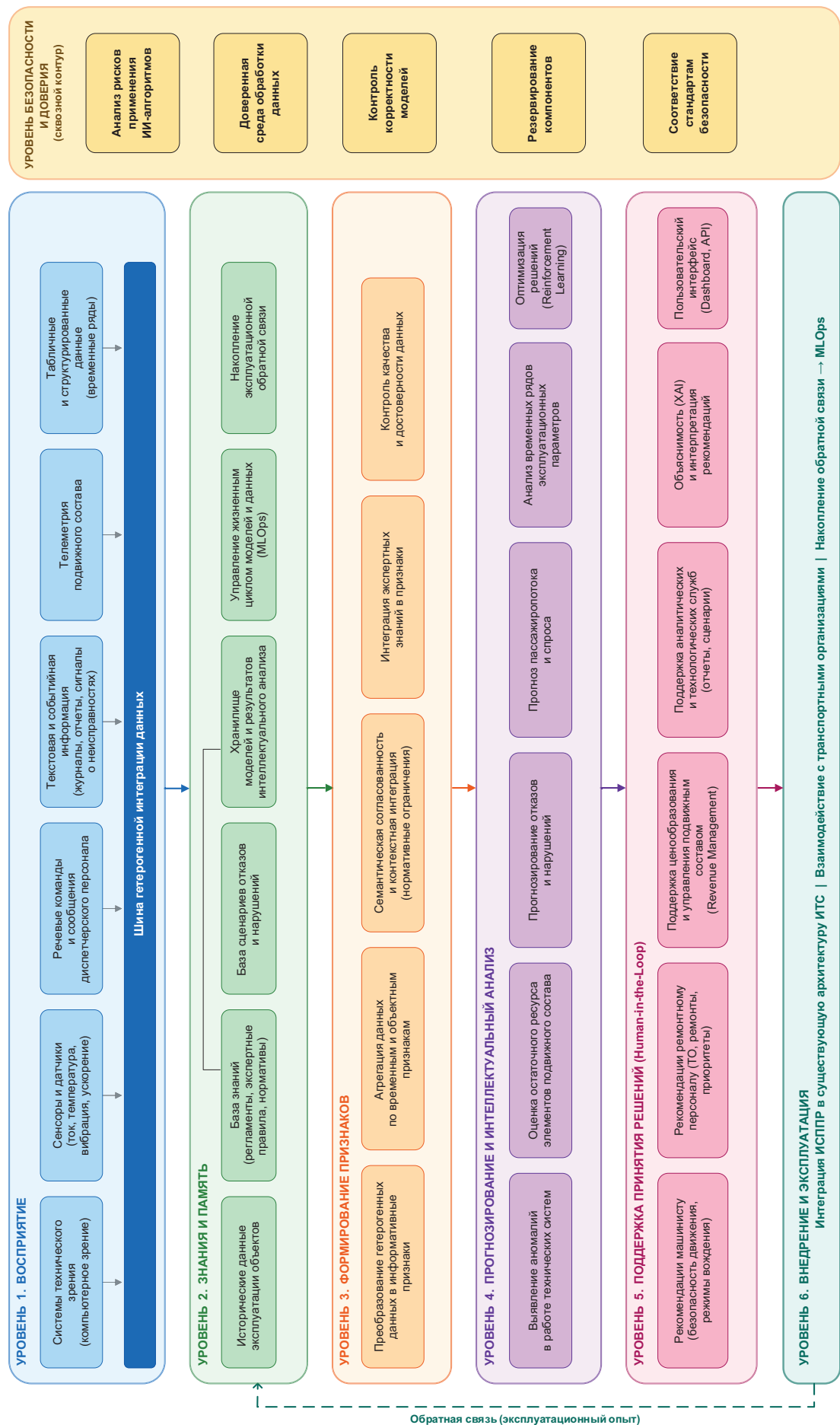


Рис. 2. Архитектура предлагаемой транспортной ИСПП

Уровень прогнозирования и интеллектуального анализа обеспечивает построение динамических моделей состояния объектов на основе признакового представления, формируемого на предыдущем уровне. Обобщенная задача прогнозирования формализуется как восстановление параметрической зависимости целевой величины Y от признакового представления $\Phi(D_i, K)$:

$$Y = f_\theta(\Phi(D_i, K)) + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \Sigma), \quad D_i \in D, \quad (4)$$

где f_θ — параметрическая прогнозная модель (нейронная сеть, ансамбль решающих деревьев, рекуррентная модель, гауссовский процесс) с вектором параметров θ ;

Y — прогнозируемая величина (состояние объекта, вероятность события, остаточный ресурс);

ε — случайная составляющая прогноза, для которой в общем случае предполагается лишь $E[\varepsilon | X] = 0$ и конечная ковариационная матрица Σ .

Выбор конкретного семейства f_θ определяется типом задачи и природой источника данных в соответствии с иерархией моделей предиктивной аналитики [20].

Уровень поддержки принятия решений обеспечивает интеллектуальную поддержку управленческой деятельности на основе прогнозных оценок состояния объектов, накопленного эксплуатационного опыта, нормативных регламентов и приоритетов безопасности. Задача $\mathcal{M}$ формализуется в терминах марковского процесса принятия решений и описывается кортежем:

$$\mathcal{M} = \langle S, A, P, R, \gamma \rangle, \quad (5)$$

где S — множество состояний транспортной системы, описываемых признаковыми векторами Φ ;

A — множество допустимых управленческих решений (план технического обслуживания, изменение тарифа, корректировка расписания, маршрутизация ресурса);

P — матрица переходных вероятностей;

R — функция награды;

γ — коэффициент дисконтирования.

Функция награды R_n на n -м такте дискретизации строится как взвешенная сумма значений частных критериев, отражающих мно-

гокритериальный характер управленческой задачи:

$$R_n = w_{eff} \cdot R_n^{eff} + w_{safe} \cdot R_n^{safe} + w_{stab} \cdot R_n^{stab}, \quad (6)$$

где R_n^{eff} — значение критерия эффективности на n -м такте дискретизации (выручка, производная способность, выполнение графика, снижение издержек);

R_n^{safe} — значение критерия безопасности на n -м такте дискретизации (отсутствие нарушений регламентов, минимизация рисков отказов);

R_n^{stab} — значение критерия качества функционирования на n -м такте дискретизации (сглаживание загрузки инфраструктуры, минимизация каскадных эффектов);

$w_{eff}, w_{safe}, w_{stab}$ — весовые коэффициенты, удовлетворяющие условию $w_{eff} + w_{safe} + w_{stab} = 1$, согласованные с эксплуатационным контекстом и приоритетами оператора инфраструктуры.

Многокритериальная свертка обеспечивает прозрачную интерпретацию принятых решений и возможность их адаптации к изменяющимся приоритетам без переобучения модели.

Качество стратегии управления π оценивается функцией полезности $Q^\pi(s, a)$, удовлетворяющей уравнению Беллмана [21]:

$$Q^\pi(s, a) = R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) \sum_{a' \in A} \pi(a'|s') Q^\pi(s', a'), \quad (7)$$

где $Q^\pi(s, a)$ — функция ценности действия для стратегии π , ожидаемая дисконтированная суммарная награда при условии, что в состоянии s выбрано действие a , а далее система действует согласно стратегии π ;

s — текущее состояние транспортной системы, элемент множества состояний S из кортежа (5); описывается признаковым вектором Φ ;

a — управленческое действие, выбираемое в состоянии s , элемент множества допустимых действий A из (5);

$R(s, a)$ — мгновенная (непосредственная) награда за применение действия a в состоянии s ; задается многокритериальной функцией наград (6);

γ — коэффициент дисконтирования, $\gamma \in [0, 1]$ задает относительную значимость будущих наград по сравнению с текущей;

s' — следующее состояние системы, в которое осуществляется переход после применения действия a ;

суммирование $\sum_{s' \in S}$ ведется по всем возможным следующим состояниям;

$P(s' | s, a)$ — вероятность перехода в состояние s' при выполнении действия a в состоянии s , элемент матрицы переходных вероятностей P из кортежа (5);

a' — действие, выбираемое уже в следующем состоянии s' ;

суммирование $\sum_{a' \in A}$ ведется по всем допустимым действиям в s' ;

$\pi(a' | s')$ — стратегия управления: вероятность выбора действия a' в состоянии s' согласно политике π .

Для детерминированной стратегии возникает в выбор единственного действия; $Q^\pi(s', a')$ — та же функция ценности, но уже для пары «следующее состояние — следующее действие»; именно эта рекурсивная зависимость Q^π от самой себя и составляет суть уравнения Беллмана.

Принципиальной особенностью уровня принятия решений в составе ИСППР для критической инфраструктуры является сужение пространства допустимых действий через сквозной контур безопасности. Пространство A редуцируется до подмножества безопасных действий:

$$A_{safe}(s) = \{a \in A : P(\text{risk}(s, a) \leq \delta) \geq 1 - \alpha\}, \quad (8)$$

где $\text{risk}(s, a)$ — функция оценки риска применения действия a в состоянии s , вычисляемая с использованием моделей прогнозирования и подмножества K_{rules} долговременной памяти;

δ — допустимый уровень риска;

α — допустимая вероятность ошибки.

Условие (8) согласовано с критерием уровня безопасности и обеспечивает сквозную фильтрацию решений на этапе их формирования, а не только на этапе исполнения.

Редуцированное множество $A_{safe}(s)$ задает пространство, в котором ведется поиск управ-

ленческого решения. Оптимальная стратегия π^* определяется как стратегия, максимизирующая функцию ценности (7) на множестве безопасных действий:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi \in \Pi_{safe}} Q^\pi(s, a), \quad (9)$$

$$\Pi_{safe} = \{\pi : \pi(a | s) = 0 \quad \forall \quad a \notin A_{safe}(s)\}, \quad (10)$$

где Π_{safe} — класс допустимых стратегий, сосредоточенных на безопасных действиях.

Соответственно, уравнение Беллмана (7) для оптимальной стратегии вычисляется с суммированием уже по безопасному подмножеству действий:

$$Q^{\pi^*}(s, a) = R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s' | s, a) \max_{a' \in A_{safe}(s')} Q^{\pi^*}(s', a'). \quad (11)$$

Замена A на $A_{safe}(s')$ в (11) обеспечивает математически строгий, а не декларативный сквозной характер контура безопасности: ограничения распространяются не только на текущее действие, но и рекурсивно на всю последовательность будущих решений через функцию ценности. В случае когда безопасное множество пусто, $A_{safe}(s) = \emptyset$, ни одно действие не может быть рекомендовано в автономном режиме, и управление в состоянии передается лицу, принимающему решения. Это формализует переход между режимами применения рекомендаций: при непустом $A_{safe}(s)$ и выполнении критерия безопасности решение исполняется автономно, в пограничных случаях — переводится в рекомендательный режим, а при $A_{safe}(s) = \emptyset$, или нарушении критерия — отклоняется.

Уровень безопасности и доверия принципиально отличается от остальных уровней своим сквозным характером [22]. Он не образует отдельной ступени обработки данных, а проходит вертикальным контуром через все шесть предшествующих уровней. Уровень объединяет четыре функциональных контура: 1) количественный анализ рисков применения интеллектуальных алгоритмов, 2) контроль корректности и стабильности работы моделей в эксплуатации, 3) интерпретируемость и объяснимость сформированных рекомендаций (методы ХАИ, значения Шепли), 4) обеспечение доверенной среды обработки данных и аудируемости решений.

Ключевым расчетным соотношением является критерий безопасности решения O :

$$O(a, s) = P(\text{risk}(s, a) \leq \delta) \geq 1 - \alpha. \quad (12)$$

Решение допускается к исполнению только при выполнении условий (8) и (12). В противном случае оно отклоняется или передается на рассмотрение лицу, принимающему решения. Сквозной характер уровня безопасности обеспечивает сопряжение интеллектуальной системы с лицом, принимающим решения, через градуированный режим применения рекомендаций (исполняется автономно — передается как рекомендация — отклоняется) и фиксацию аудиторского следа для каждого сформированного рекомендательного действия.

Иерархия моделей предиктивной аналитики

Центральным элементом архитектуры ИСППР является иерархия моделей предиктивной аналитики, обеспечивающая единую систему понятий и шаблонов проектирования для анализа транспортных объектов [22]. Иерархия включает четыре уровня абстракции: метакласс, родительский класс, серия и экземпляр. На метауровне все транспортные

объекты объединяются в единый метакласс — транспортный объект. Параллельно вводится ортогональное измерение — тип аналитической задачи (детектирование аномалий, прогнозирование, классификация состояния, оптимизация), что формирует двумерное пространство классификации (таблица).

Каждая позиция матрицы определяет канонический алгоритмический паттерн и соответствующий класс моделей, реализуемый на уровне прогнозирования ИСППР. Задача динамического ценообразования занимает в этой матрице позицию «Документы × Оптимизация» и решается комбинацией моделей градиентного бустинга для прогноза спроса, эластичности спроса для пересчета при изменении цены и алгоритма SP-MCTS для последовательного выбора действий.

Экспериментальная часть и результаты

Вопросы прогнозирования пассажиропотока и управления тарифной политикой имеют актуальное значение для железнодорожного транспорта [23, 24]. Рассматриваемый в данной статье пример иллюстрирует сквозное применение всех шести уровней архитектуры

ТАБЛИЦА. Матрица соответствий «класс объекта — тип аналитической задачи»

Класс объекта	Тип задачи и применяемые методы			
	Детектирование аномалий	Прогнозирование события	Классификация состояний	Оптимизация решений
Техника и инфраструктура	Определение аномальных событий в поведении двигателя: LOF, Isolation Forest, автокодировщик	Прогноз выхода из строя ТЭД: LSTM, Gradient Boosting, RUL-модели	Классификация технического состояния узлов (исправен / предотказное / неисправен): Random Forest, SVM, CNN	Планирование ТО: MDP / RL, эвристики
Люди (персонал и сторонние лица)	Детектирование нарушений; анализ временных рядов	Прогноз нарушений, риска ошибки: GBDT	Классификация функционального состояния персонала (бодрость / утомление): SVM, нейросетевые классификаторы	Планирование смен, распределение нагрузки
Документы (перевозочные, технические)	Детектирование аномальных записей; NLP-методы	Прогноз пассажиро- и грузопотока; GBDT	Классификация типа спроса корреспонденции (профиль продаж): нейросетевые классификаторы, логистическая регрессия	Динамическое ценообразование; модели эластичности; RL

ИСППР для задачи ИСДЦ, реализуемой на базе АСУ «Экспресс» нового поколения. ИСДЦ формирует рекомендации по тарифной политике поезда дальнего следования на горизонте продаж билетов (до 90 дней до отправления). Структурная схема функциональных модулей системы представлена на рис. 3.

Уровни восприятия, памяти и знаний

Источником данных служит база данных АСУ «Экспресс» нового поколения. Ежедневно в систему поступают данные о продажах билетов по каждой корреспонденции (более 30 атрибутов — номер поезда, дата отправления, станции, категория вагона, категория места, стоимость, льгота, канал продажи и др.), данные о нитках и маршрутах поездов, составе вагонов, тарифные матрицы индексации и географические координаты станций. Данные соответствуют множеству источников восприятия (1): преимущественно D_{text} (табличные транзакционные данные). Долговременная память K (2) включает:

K_{hist} — исторические продажи за несколько лет;

K_{rules} — тарифные регламенты и матрицы индексации;

K_{scen} — зафиксированные сезонные сценарии (праздничные пики, школьные каникулы);

K_{model} — обученные модели прогноза спроса;

$K_{feedback}$ — архив сформированных рекомендаций и принятых аналитиком решений.

Уровень формирования признаков

Оператор формирования признакового вектора $\Phi(D_i, K)$ в соответствии с формулой (3) реализован через три независимых вида кластеризации поездов, каждый из которых отражает отдельный аспект спроса. Полученные метки кластеров образуют категориальную часть признакового вектора Φ , поступающего на вход модели прогнозирования.

Кластеризация профилей продаж. Для каждого поезда t формируется нормированный временной ряд суточных продаж за год $X_t \in \mathbb{R}^{365}$ (z-score нормировка). Попарные расстояния между поездами оцениваются метрикой *Dynamic Time Warping (DTW)*, получаемой на основе разности значений суточных продаж билетов на пару поездов и допускающей

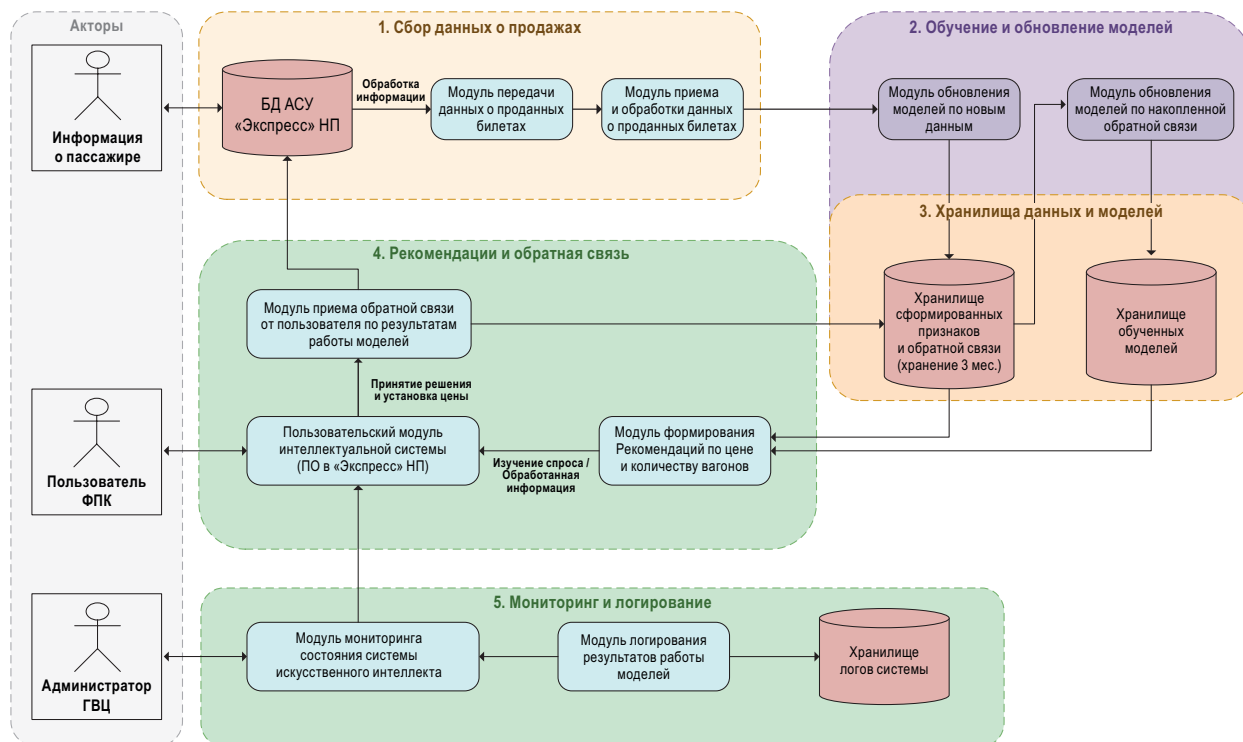


Рис. 3. Структурная схема ИСДЦ

нелинейное выравнивание рядов по временной оси. На основе матрицы парных расстояний выполняется агломеративная кластеризация по методу среднего звена; число кластеров $k = 5$ выбрано по структуре кривой внутрикластерной дисперсии. В результате выделяются пять профилей спроса: резкий всплеск перед отправлением, равномерный спрос, ранний пик, два сезонных пика, высоковолатильный спрос. Принадлежность поезда к кластеру используется как признак в модели прогнозирования.

ГЕО-кластеризация. Для каждой станции st формируется вектор признаков $(\varphi_{st}, \lambda_{st}, d(st, M)) \in \mathbb{R}^3$, где φ_{st} , λ_{st} — широта и долгота, $d(st, M)$ — расстояние до центрального узла (Москвы), вычисляемое по формуле Хаверсина. Применяется алгоритм k -Means к множеству векторов признаков; число кластеров $k = 5$ определено методом локтя. ГЕО-кластер поезда t с начальной и конечной станциями определяется как сортированная пара меток геокластеров этих станций, что обеспечивает инвариантность к направлению движения. Данный признак позволяет переносить информацию о спросе между близкими маршрутами.

Кластеризация по каннибализации. Для каждой упорядоченной пары поездов (i, j) вычисляется коэффициент каннибализации $K_{i,j}$ — относительное изменение спроса на поезд i при наличии конкурирующего поезда j на расписании. На основе матрицы $K \in R^{N_i \times N_i}$ (N_i — количество рассматриваемых поездов) строится взвешенный граф, ребра которого включаются при превышении порога θ_0 . На первом уровне выделяются максимальные клики графа (взаимно каннибализирующие группы поездов), на втором — связные компоненты подграфа при сниженном пороге $\theta_1 < \theta_0$. Поезда из одного кластера конкурируют за одну и ту же аудиторию, поэтому изменение цены одного влияет на спрос другого — данный эффект учитывается при формировании рекомендаций. На рис. 4 представлен подграф каннибализационного графа поездов.

Уровень прогнозирования и интеллектуального анализа

На этом уровне реализуется двухуровневая модель.

В соответствии с обобщенной постановкой (4) задача прогнозирования количества

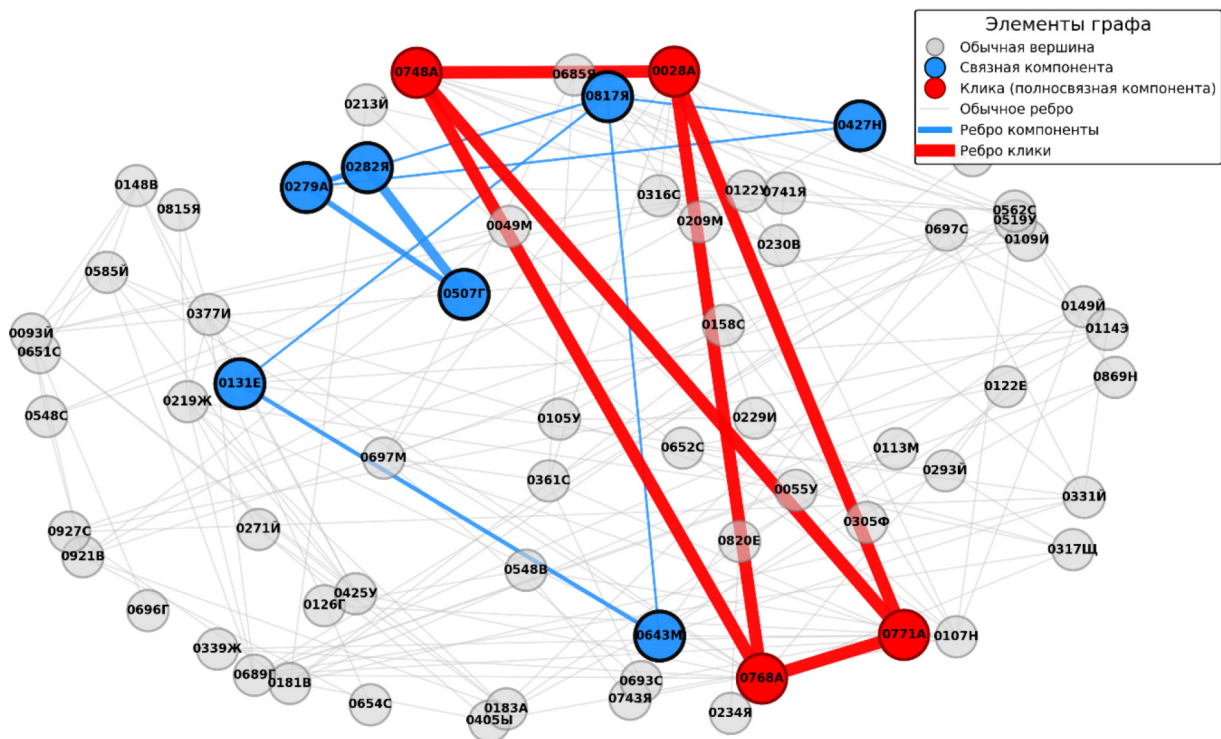


Рис. 4. Подграф каннибализационного графа поездов (66 поездов, 155 ребер)

купленных билетов на момент отправления формализуется как задача регрессии с учителем с моделью $Y = f_{\Theta}(\Phi(D_i))$, где целевая величина Y — количество купленных билетов по заданной корреспонденции, типу вагона и категории места; Φ — признаковый вектор, включающий результаты трех видов кластеризации, исторические веса корреспонденций, календарные признаки, количество дней до отправления и стоимость.

Прогнозная модель f_{Θ} реализуется с применением алгоритма градиентного бустинга на решающих деревьях (CatBoost, 3000 итераций, глубина 3, скорость обучения 0,1, функция потерь RMSE). Выбор CatBoost обусловлен его высокой скоростью работы, критически важной для последующего использования модели на каждом шаге алгоритма SP-MCTS. Обучающий и тестовый наборы данных разделяются по времени: последние несколько месяцев образуют тестовую выборку с финальным пайплайном предобработки. Достигнутые метрики качества на тестовой выборке: $MAE = 1,40$ – $18,69$ билетов, относительная ошибка $MAPE = 3$ – 10% .

После получения базового прогноза применяется модель эластичности спроса, обеспечивающая связь между прогнозным спросом при рекомендуемой цене и текущим спросом при базовой цене:

$$\frac{DM}{DM_0} = \left(\frac{p}{p_0} \right)^{-E}, \quad (13)$$

где DM — прогнозный спрос;

DM_0 — текущий спрос;

p — рекомендуемая цена;

p_0 — базовая цена;

E — коэффициент эластичности, оцениваемый по историческим данным отдельно для каждого кластера поездов и типа вагона.

Полученная оценка прогноза при рекомендуемой цене вместе с величиной доверительно-го интервала передается на уровень принятия решений.

Уровень принятия решений

Задача динамического управления ценами на билеты на поезд формализуется как однопользовательская игра, что является частным случаем марковского процесса принятия ре-

шений (5) при конечном горизонте. Состояние $s \in S$ описывается признаковым вектором, включающим количество дней до отправления, состав вагонов, накопленные продажи, текущие значения бюджетных показателей. Множество допустимых действий A включает выбор кода бренда (тарифного плана), применение скидки на верхнюю полку, добавление вагонов, изменение режима продаж. Функция переходов $P(s'|s, a)$ оценивается через модель прогноза спроса f_{Θ} совместно с моделью эластичности (13).

Для поиска оптимальной последовательности действий применяется алгоритм Single-Player Monte-Carlo Tree Search (SP-MCTS) — адаптация алгоритма MCTS для игр с одним игроком. Алгоритм итеративно строит дерево поиска; на каждой итерации выполняется четыре шага: выбор узла (Selection), симуляция (Simulation), расширение (Expansion) и обратное распространение (Backpropagation).

Многокритериальная функция наград

Функция награды R уровня принятия решений (6) для задачи динамического ценообразования конкретизируется как многокритериальная сумма плановых бюджетных показателей пассажирского перевозчика. Учитываются три основных целевых показателя: SDS — средняя доходная ставка на 1 пасс./км; $KIVV$ — коэффициент использования вместимости вагонов; KOP — количество отправленных пассажиров.

Параметрическая настройка обеспечивает гибкость без переобучения моделей. На каждом шаге SP-MCTS система получает промежуточную награду, а целевое значение на момент отправления является суммарным результатом, по которому в обратном распространении обновляются оценки узлов дерева поиска.

Уровень безопасности и доверия, человекоориентированное взаимодействие

Применительно к ИСДЦ контур безопасности реализуется через ограничения на множество допустимых действий $A_{safe}(s)$ (8–12): изменения тарифа не должны выходить за

пределы нормативных коридоров K_{rules} , а добавление вагонов ограничено фактической доступностью подвижного состава. Каждой рекомендации сопоставляется атрибуция вклада признаков (значения Шепли), показывающая, какие именно факторы определили решение.

Система функционирует в режиме поддержки принятия решений: сформированные рекомендации по коду бренда, скидке, добавлению вагонов и режиму продаж передаются пользователю — аналитику маркетингового отдела АО «ФПК» — через пользовательский модуль в интерфейсе АСУ «Экспресс» нового поколения. Окончательное решение об изменении цены принимает и фиксирует сотрудник. Таким образом реализован принцип человекоориентированности: интеллектуальный алгоритм не применяет изменения автономно, а обеспечивает обоснованную рекомендацию с возможностью ввода обратной связи. Результаты всех расчетов логируются в хранилище логов, что обеспечивает аудируемость и пополнение подмножества $K_{feedback}$ долговременной памяти для последующего дообучения моделей.

Таким образом, ИСДЦ представляет собой полноценную реализацию архитектуры ИСППР: восприятие транзакционных данных → накопление знаний и признаков через три вида кластеризации → прогнозирование спроса градиентным бустингом и моделью эластичности → принятие решений алгоритмом SP-MCTS с многокритериальной функцией наград → безопасное взаимодействие через пользовательский интерфейс с обратной связью и аудитом.

Выводы

В статье представлена многоуровневая иерархическая архитектура транспортных ИСППР, объединяющая шесть согласованных уровней — восприятия, знаний и памяти, формирования признаков, прогнозирования и интеллектуального анализа, принятия решений, безопасности и доверия. Для каждого уровня предложены формализованные математические модели с единой системой обозначений, обеспечивающие методологическую совместимость уровней.

Применимость архитектуры продемонстрирована на примере интеллектуальной системы динамического ценообразования пассажирских перевозок. Задача формирования рекомендаций по тарифной политике сквозным образом реализуется через все шесть уровней: транзакционные данные продаж проходят через уровень формирования признаков (трехуровневая кластеризация поездов), служат входом модели прогнозирования спроса (CatBoost), которая в сочетании с моделью эластичности спроса, формирует функцию переходов для марковского процесса принятия решений. Уровень принятия решений реализуется алгоритмом SP-MCTS с многокритериальной функцией наград, конкретизирующей общую функцию награды применительно к бюджетным показателям пассажирского перевозчика. Согласованность обозначений переменных состояния s , действий a , функций переходов P и награды R , безопасного подмножества действий A_{safe} обеспечивает переносимость предложенного решения на другие классы задач управления транспортом с сохранением методологического единства.

Предложенная архитектура и ее реализация в ИСДЦ образуют замкнутый контур, оперирующий преимущественно внутренними данными перевозчика — транзакционными данными продаж, тарифными матрицами и профилями спроса, а адаптация к изменению условий обеспечивается ретроспективно, за счет периодического дообучения моделей. Вместе с тем экзогенные события — макроэкономические (всплеск инфляции, снижение реальных располагаемых доходов населения), регуляторные (изменение налогового режима и правил субсидирования перевозок) и конкурентные (открытие новых авиарейсов, ввод скоростных автомагистралей на том же направлении) — способны оказывать мгновенное влияние на моделируемые процессы, что определяет самостоятельное направление развития предложенной архитектуры.

Перспективными направлениями развития работы являются:

- включение в архитектуру контура мониторинга внешних макроэкономических, регуляторных и конкурентных индикаторов с механизмами детектирования экзогенных

- шоков и оперативной подстройки прогнозов и границ безопасного множества действий;
- расширение функции наград на показатели устойчивости и безопасности с учетом сезонной и сетевой динамики;
- интеграция методов ХАИ для повышения прозрачности рекомендаций ИСДЦ;
- экспериментальная оценка эффективности предложенной системы на полигоне пилотных направлений АО «ФПК».



Работа выполнена за счет бюджетного финансирования в рамках государственного задания от 15.01.2026 № 103-00001-26-00.

Список источников

1. Веригина А. В., Никифорова А. Н. Цифровая трансформация и пути ее реализации в ОАО «РЖД» // Теория и практика общественного развития. 2022. № 10 (176). С. 85–90. DOI: 10.24158/tipor.2022.10.11. EDN SHOVAS
2. Давлятов А. Б. Цифровая трансформация и управление качеством железнодорожных перевозок на базе современных информационных технологий // Вестник науки и образования. 2025. № 6–3 (161). С. 32–37. EDN YVSPSI
3. Power D. J. A Brief History of Decision Support Systems: version 4.0 // DSSResources.COM. 10 March, 2007. URL: <http://dssresources.com/history/dsshistory.html> (дата обращения: 28.05.2026).
4. Аветисян А. И. Доверенный искусственный интеллект // Вестник Российской академии наук. 2024. Т. 94, № 3. С. 200–209. DOI: 10.31857/S0869587324030039. EDN GHFCAB
5. Scott Morton M. S. Management Decision Systems: Computer-Based Support of Decision Making. Boston: Harvard University, 1971. 216 p.
6. Keen P. G. W., Scott Morton M. S. Decision Support Systems: An Organizational Perspective. KeenReading, MA: Addison-Wesley, 1978. 264 p.
7. Sprague R. H., Jr. A. Framework for the Development of Decision Support Systems // MIS Quarterly. 1980. Vol. 4, no. 4. Pp. 1–26. DOI: 10.2307/248957
8. Turban E., Aronson J. E., Liang T.-P. Decision Support Systems and Intelligent Systems. 7th ed. Upper Saddle River. NJ: Pearson Prentice Hall, 2005. 936 p.
9. Power D. J. Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers. Westport, CT: Quorum Books, 2002. 251 p.
10. Архитектуры систем поддержки принятия решений / В. И. Ключко [и др.] // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2013. № 86. С. 290–299. EDN TJAOIT
11. Zak J. Decision Support Systems in Transportation // Handbook on Decision Making. Vol. 1. Eds. L. C. Jain, C. P. Lim. Berlin: Springer, 2010. Pp. 249–294. DOI: 10.1007/978-3-642-13639-9_11
12. A Literature Review of Artificial Intelligence Applications in Railway Systems / R. Tang [et al.] // Transportation Research. Part C: Emerging Technologies. 2022. Vol. 140, art. 103679. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103679
13. Zieger S., Richta T. ADA-PMB: AI-Based Decision Support for Railway Dispatchers Using Continuous Simulation // arXiv preprint, 2025. arXiv:2505.10085. DOI: 10.48550/arXiv.2505.10085
14. Баранов Л. А. Автоматическое управление движением поездов метрополитена // Мир транспорта. 2018. Т. 16, № 3 (76). С. 156–165. EDN XYVLAL
15. Построение архитектуры интеллектуальной системы управления городской рельсовой транспортной системой / В. М. Алексеев [и др.] // Мир транспорта. 2021. Т. 19, № 1 (92). С. 18–46. DOI: 10.30932/1992-3252-2021-19-1-18-46. EDN EJAGGL
16. Sidorenko V. G., Kulagin M. A. Prediction of Anomalies in Operation of Traction Motors // Russian Electrical Engineering. 2024. Vol. 95, no. 9. Pp. 768–772. DOI: 10.3103/S1068371224700974. EDN COXJZG
17. A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods / C. B. Browne [et al.] // IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games. 2012. Vol. 4, no. 1. Pp. 1–43. DOI: 10.1109/TCIAIG.2012.2186810
18. Концепции обеспечения комплексной безопасности АСУ ТП верхнего уровня управления для объектов КИИ железнодорожного транспорта / П. А. Попов [и др.] // Надежность. 2025. Т. 25, № 3. С. 42–49. DOI: 10.21683/1729-2646-2025-25-3-42-49. EDN TZLJFV
19. Шевская Н. В. Объяснимый искусственный интеллект и методы интерпретации результатов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2021. Т. 9, № 2 (33). DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.024. EDN VRKUIL
20. Кулагин М. А., Сидоренко В. Г. Интеграция подходов к интеллектуализации управления производственным и человеческим потенциалом на железнодорожном транспорте // Наука и техника транспорта. 2024. № 4. С. 95–100. EDN ANLBHL

21. Bellman R. The Theory of Dynamic Programming / R. Bellman // Bulletin of the American Mathematical Society. 1954. Vol. 60, no. 6. Pp. 503–516. URL: <https://www.ams.org/journals/bull/1954-60-06/S0002-9904-1954-09848-8/S0002-9904-1954-09848-8.pdf> (дата обращения: 28.05.2026).
22. Responsible Artificial Intelligence Systems: A Roadmap to Society's Trust through Trustworthy AI, Auditability, Accountability, and Governance / A. Herrera-Poyatos [et al.]. arXiv preprint. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2503.04739
23. Вакуленко С. П., Куликова Е. Б., Мадяр О. Н. Прогнозирование пассажиропотоков — важнейший инструмент эффективной организации пассажирских перевозок в пригородно-городской зоне крупного транспортного узла // Наука и техника транспорта. 2019. № 1. С. 8–15. EDN ZDFVQL
24. Первов П. А., Звездин В. В. Методика динамического ценообразования пассажирского железнодорожного транспорта // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2014. № S14. С. 41–45. EDN: SNYTTL

TRANSPORT AUTOMATION RESEARCH. 2026. Vol. 12, no. 3, pp. 202–216
DOI: 10.20295/2412-9186-2026-12-03-202-216

An Approach to Building Intelligent Transport Decision Support Systems

Information about authors:

KULAGIN Maxim Alekseevich^{1,2}, PhD in Engineering, Associate Professor of the “Control and Information Security” Department, Deputy Director of the “Artificial Intelligence and Digital Technologies” Research Center; e-mail: maksimkulagin06@yandex.ru

SIDORENKO Valentina Gennad'evna¹, Dr. Sci. in Engineering, Professor of the “Control and Information Security” Department; e-mail: valenfalk@mail.ru

MIKHAJLOV Sergej Vladimirovich², PhD in Engineering, Deputy Head of the “Intelligent Technologies” Department; e-mail: mikhailov.sergey@vniizht.ru

¹Russian University of Transport (MIIT), Moscow

²Scientific Research Institute of Railway Transport (VNIIZHT), Moscow

Abstract: this paper presents a multilevel hierarchical architecture of an intelligent decision support system designed for transportation applications. The proposed architecture integrates the levels of heterogeneous data perception, knowledge and memory formation, feature engineering, forecasting, decision-making, and safety and trust assurance within a unified closed-loop framework. For each architectural level, a consistent system of mathematical notation and formalized models is introduced, ensuring methodological compatibility between the levels and enabling model transferability across different application domains. The end-to-end implementation of all six architectural levels is demonstrated using the example of an intelligent dynamic pricing system for passenger transportation. The proposed approach covers the complete decision-making pipeline, including transactional sales data processing, three-level train clustering, and generation of tariff policy recommendations using the Single-Player Monte Carlo Tree Search method with a multicriteria reward function. The reward function incorporates target performance indicators, including the planned average yield rate, passenger car capacity utilization coefficient, and the number of transported passengers. It is demonstrated that the mathematical representations of rewards, states, and actions within the intelligent dynamic pricing system are consistent with the unified notation framework of the proposed intelligent decision support system architecture, confirming the applicability and transferability of the developed approach to a wide range of transportation management tasks.

Keywords: intelligent transportation system, decision support system, dynamic pricing, Markov decision process, reinforcement learning, multicriteria optimization, reward function, Single-Player Monte Carlo Tree Search

References

1. Verigina A. V., Nikiforova A. N. Cifrovaya transformaciya i puti ee realizacii v OAO “RZhD” [Digital Transformation and Ways of Its Implementation in Russian Railways Joint Stock Company], *Teoriya i praktika obshchestvennogo razvitiya* [Theory and Practice of Social Development], 2022, no. 10 (176), pp. 85–90. DOI: 10.24158/tipor.2022.10.11. EDN SHOVAS (In Russian)
2. Davlyatov A. B. Cifrovaya transformaciya i upravlenie kachestvom zheleznodorozhnyh perevozok na baze sovremennyh informacionnyh tekhnologij [Digital Transformation and Quality Management of Railway Transportation Based on Modern Information Technologies], *Vestnik nauki i obrazovaniya* [Bulletin of Science and Education], 2025, no. 6–3 (161), pp. 32–37. EDN YVSPSI (In Russian)
3. Power D. J. A Brief History of Decision Support Systems: version 4.0, DSSResources.COM, March 10, 2007. URL: <http://dssresources.com/history/dsshistory.html> (accessed: May 28, 2026)
4. Avetisyan A. I. Doverennyj iskusstvennyj intellekt [Trusted Artificial Intelligence], *Vestnik Rossijskoj akademii nauk* [Bulletin of the Russian Academy of Sciences], 2024, vol. 94, no. 3, pp. 200–209. DOI: 10.31857/S0869587324030039. EDN GHFCAB (In Russian)
5. Scott Morton M. S. Management Decision Systems: Computer-Based Support of Decision Making, Boston, Harvard University, 1971, 216 p.
6. Keen P. G. W., Scott Morton M. S. Decision Support Systems: An Organizational Perspective, Reading, MA, Addison-Wesley, 1978, 264 p.
7. Sprague R. H., Jr. A Framework for the Development of Decision Support Systems, *MIS Quarterly*, 1980, vol. 4, no. 4, pp. 1–26. DOI: 10.2307/248957
8. Turban E., Aronson J. E., Liang T.-P. Decision Support Systems and Intelligent Systems, 7th ed., Upper Saddle River, NJ, Pearson Prentice Hall, 2005, 936 p.
9. Power D. J. Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers, Westport, CT, Quorum Books, 2002, 251 p.
10. Klyuchko V. I., et al. Arhitektury sistem podderzhki prinyatiya reshenij [Architectures of Decision Support Systems], *Polimatemicheskij setevoj elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta* [Polythematic Network Electronic Scientific Journal of the Kuban State Agrarian University], 2013, no. 86, pp. 290–299. EDN TJA0IT (In Russian)
11. Zak J. Decision Support Systems in Transportation, in: Handbook on Decision Making, vol. 1, eds. L. C. Jain, C. P. Lim, Berlin, Springer, 2010, pp. 249–294. DOI: 10.1007/978-3-642-13639-9_11
12. Tang R., et al. A Literature Review of Artificial Intelligence Applications in Railway Systems, *Transportation Research, Part C: Emerging Technologies*, 2022, vol. 140, art. 103679. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103679
13. Zieger S., Richta T. ADA-PMB: AI-Based Decision Support for Railway Dispatchers Using Continuous Simulation, arXiv preprint, 2025. arXiv:2505.10085. DOI: 10.48550/arXiv.2505.10085
14. Baranov L. A. Avtomaticheskoe upravlenie dvizheniem poezdov metropolitena [Automatic Control of Metro Train Movement], *Mir transporta* [World of Transport], 2018, vol. 16, no. 3 (76), pp. 156–165. EDN XVYLAL (In Russian)

15. Alekseev V. M., et al. Postroenie arhitektury intellektualnoj sistemy upravleniya gorodskoj relsovoj transportnoj sistemoy [Building the Architecture of an Intelligent Control System for an Urban Rail Transport System], *Mir transporta* [World of Transport], 2021, vol. 19, no. 1 (92), pp. 18–46. DOI: 10.30932/1992-3252-2021-19-1-18-46. EDN EJAGGL (In Russian)
16. Sidorenko V. G., Kulagin M. A. Prediction of Anomalies in Operation of Traction Motors, *Russian Electrical Engineering*, 2024, vol. 95, no. 9, pp. 768–772. DOI: 10.3103/S1068371224700974. EDN COXJZG
17. Browne C. B., et al. A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods, *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 2012, vol. 4, no. 1, pp. 1–43. DOI: 10.1109/TCIAIG.2012.2186810
18. Popov P. A., et al. Konceptii obespecheniya kompleksnoj bezopasnosti ASU TP verhnego urovnya upravleniya dlya ob'ektov KII zheleznodorozhnogo transporta [Concepts for Ensuring Comprehensive Security of Automated Process Control Systems at the Upper Management Level for Critical Information Infrastructure Objects of Railway Transport], *Nadezhnost'* [Reliability], 2025, vol. 25, no. 3, pp. 42–49. DOI: 10.21683/1729-2646-2025-25-3-42-49. EDN TZLJFV (In Russian)
19. Shevskaya N. V. Ob'yasnimyj iskusstvennyj intellekt i metody interpretacii rezul'tatov [Explainable Artificial Intelligence and Methods for Interpreting Results], *Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii* [Modeling, Optimization and Information Technologies], 2021, vol. 9, no. 2 (33). DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.024. EDN VRKUUL (In Russian)
20. Kulagin M. A., Sidorenko V. G. Integraciya podhodov k intellektualizacii upravleniya proizvodstvennym i chelovecheskim potencialom na zheleznodorozhnom transporte [Integration of Approaches to the Intellectualization of Managing Production and Human Potential in Railway Transport], *Nauka i tekhnika transporta* [Science and Technology of Transport], 2024, no. 4, pp. 95–100. EDN ANLBHL (In Russian)
21. Bellman R. The Theory of Dynamic Programming, *Bulletin of the American Mathematical Society*, 1954, vol. 60, no. 6, p. 503–516. URL: <https://www.ams.org/journals/bull/1954-60-06/S0002-9904-1954-09848-8/S0002-9904-1954-09848-8.pdf> (accessed: May 28, 2026)
22. Herrera-Poyatos A., et al. Responsible Artificial Intelligence Systems: A Roadmap to Society's Trust through Trustworthy AI, Auditability, Accountability, and Governance, arXiv preprint, 2025. arXiv:2503.04739. DOI: 10.48550/arXiv.2503.04739
23. Vakulenko S. P., Kulikova E. B., Madyar O. N. Prognozirovaniye passazhiropotokov — vazhnejshij instrument effektivnoj organizacii passazhirskih perevozok v prigorodno-gorodskoj zone krupnogo transportnogo uzla [Forecasting Passenger Flows — the Most Important Tool for the Effective Organization of Passenger Transportation in the Suburban-Urban Area of a Large Transport Hub], *Nauka i tekhnika transporta* [Science and Technology of Transport], 2019, no. 1, pp. 8–15. EDN ZDFVQL (In Russian)
24. Pervov P. A., Zvezdin V. V. Metodika dinamicheskogo cenoobrazovaniya passazhirskogo zheleznodorozhnogo transporta [Methodology of Dynamic Pricing for Passenger Railway Transport], *Nauchno-metodicheskij elektronnyj zhurnal "Koncept"* [Scientific and Methodological Electronic Journal "Concept"], 2014, no. S14, pp. 41–45. EDN SNYTTL (In Russian)