

# АРХИТЕКТУРА ЭКСПЕРТНЫХ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ФОРМАТЕ УМНОГО ГОРОДА

Бурый А.С.<sup>1</sup>, Ловцов Д.А.<sup>2</sup>

**Ключевые слова:** умный город, экспертная рекомендательная система, междисциплинарность, когнитивная информационная система, контекст рекомендаций, система поддержки и принятия решений.

## Аннотация

**Цель работы:** совершенствование научной и методической базы при разработке концепции интеграции информационных и коммуникационных технологий умного города на основе рекомендательных систем.

**Методы:** системный и экспертный анализ, концептуально-логическое моделирование, формально-логическая разработка и обоснование структур построения когнитивных информационных систем.

**Результаты:** обоснована концептуальная организация (архитектура) экспертных рекомендательных систем (ЭРС) принятия решений в формате умного города; представлен проблемно-ориентированный концептуальный вариант комплексного информационно-кибернетически-синергетического подхода («ИКС»-подхода) для междисциплинарного структурирования функциональных подсистем информационной инфраструктуры умного города; выделены основные тренды развития ЭРС, полученные на основе синергетического эффекта междисциплинарной технологической конвергенции и методов искусственного интеллекта; определено, что междисциплинарный характер концепции «умный город» позволяет перейти от рекомендаций по отдельным элементам (подсистемам) для одной предметной области к ЭРС поддержки и принятия решений в мультитекстной среде разнотипных данных когнитивных информационных систем.

EDN: IPYLYW

## Введение

Стремительное развитие интернет-технологий обязывает расширять и новые эффективные методы и системы исследования данных, среди которых выделяются *рекомендательные системы* [21]. Совершая покупки онлайн, собирая информацию с помощью поисковых систем [4], осуществляя мониторинг открытых баз данных и знаний (БДЗ) [6, 15] (рис. 1) современных эргатических систем (включающих автоматизированные системы управления — АСУ), граждане проводят значительную часть своей социальной жизни в глобальной сети Интернет.

Так, по данным компании *WebCanape*, при общей численности населения мира 8,01 млрд человек (на январь 2023 г.) 64,4% мирового населения имеют доступ в Интернет (5,16 млрд чел.) и 60% от общей

численности населения мира являются пользователями социальных сетей<sup>3</sup>. Тот факт, что многие из действий и взаимодействий пользователей в настоящее время хранятся в электронном виде, дает исследователям возможность изучать социально-экономические и технико-социальные системы с большим уровнем детализации.

Различные интернет-приложения в сфере электронной коммерции, образования, туризма и др. активно используют рекомендательные системы для индивидуализированного подбора и ранжирования контента для пользователей. Если в 2020 г. мировой рынок рекомендательных технологий оценивался в 132,5 млрд руб., то

<sup>3</sup> URL: <https://www.web-canape.ru/business/statistika-interneta-i-socsetej-na-2023-god-cifry-i-trendy-v-mire-i-v-rossii/> (дата обращения: 28.04.2023).

<sup>1</sup> **Бурый Алексей Сергеевич**, доктор технических наук, директор департамента Российского института стандартизации, ведущий научный сотрудник Института проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва, Российская Федерация.

E-mail: [a.s.burij@gostinfo.ru](mailto:a.s.burij@gostinfo.ru)

<sup>2</sup> **Ловцов Дмитрий Анатольевич**, доктор технических наук, профессор, заслуженный деятель науки Российской Федерации, заместитель по научной работе директора Института точной механики и вычислительной техники им. С.А. Лебедева Российской академии наук, заведующий кафедрой информационного права, информатики и математики Российского государственного университета правосудия, г. Москва, Российская Федерация.

E-mail: [dal-1206@mail.ru](mailto:dal-1206@mail.ru)

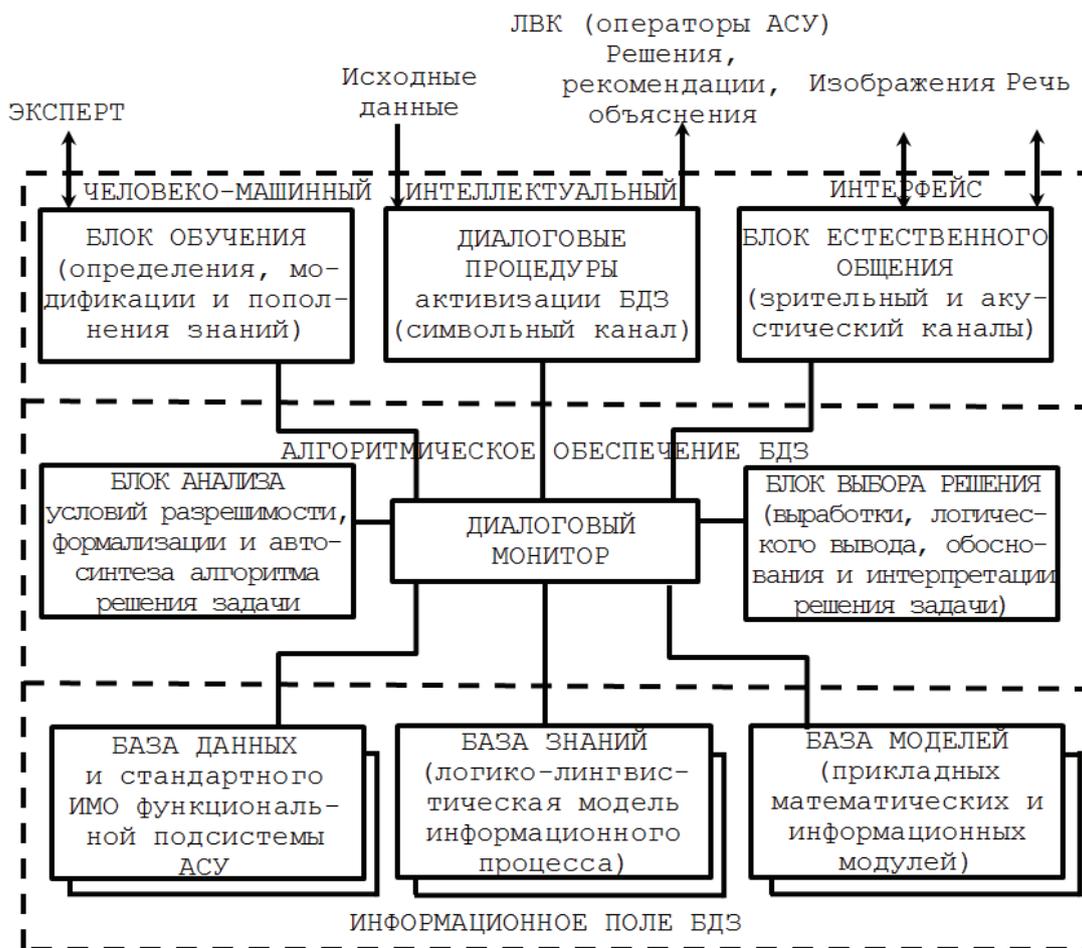


Рис. 1. Базисная информационно-функциональная структура БДЗ предметной области

к 2028 г. прогнозируется, что его объем составит 1 трлн 297 млрд руб. (с учетом курса рубля на 2020 г.). При этом объем российского рынка с 6 млрд руб. (в 2020 г.) может составить к 2024 г. 21,7 млрд руб.<sup>4</sup>

Задача рекомендательной системы состоит в том, чтобы превратить данные о пользователях и их предпочтениях в прогнозы возможных будущих симпатий и интересов других пользователей. Изучение рекомендательных систем находится на стыке науки и социально-экономической жизни, и его огромный потенциал все шире используется веб-предпринимателями в электронной коммерции [3], в исследованиях рынков сбыта продукции [12]. И хотя изначально в этой области доминировали специалисты по информатике, практика диктует необходимость междисциплинарных исследований: математиков, системотехников, социологов, психологов и др. [3].

Каждый раз покупатели (пользователи) сетевых структур на основе рекомендаций принимают решение или делают выбор в пользу того или иного приобретаемого продукта, например, какие продукты покупать, какую музыку слушать, что почитать или какие

фильмы смотреть. Однако гораздо меньше рекомендательные системы применяются в технологических приложениях: в *системах поддержки принятия решений* (СППР) как рекомендации эксперта (советника) руководителю, при проектировании сложных объектов новой техники, реализации информационного управления в формате разработанных сценариев и др. [23].

Целью исследования является разработка концепции экспертных рекомендательных систем в контурах управления и принятия решений умного города в рамках сложной предметной области на основе комплексного «ИКС»-подхода («информационно-кибернетически-синергетического») [14, 15] к анализу и структурной оптимизации подсистем умного города в условиях технологической конвергенции, направленных на повышение качества жизни граждан.

### Основные идеи и характерные признаки рекомендательных систем

Под традиционными рекомендательными системами понимают класс систем принятия решений, которые используют знания об интересах и предпочтениях человека для оценки/прогнозирования его реакции на рекомендацию приобрести некоторый товар или

<sup>4</sup> Рекомендательные сервисы: методы и регулирование. URL: [https://rdc.grfc.ru/2023/05/recommendation\\_services\\_methods\\_and\\_regulation/](https://rdc.grfc.ru/2023/05/recommendation_services_methods_and_regulation/) (дата обращения: 14.07.2023).

Сравнение рекомендательных методов

№ п/п	Применяемый метод	Сущность	Преимущества	Ограничения	Области применения
1	<b>Контентный (учитывающий контекст)</b> [27]	Сбор данных, связанных с обратной связью и контекстами, с помощью обучающего модуля или датчиков	Рекомендации регулируются в зависимости от контекста; не нужно большое число пользователей	Интеграция контекстной информации; отсутствие разнообразия в рекомендациях	Любая рекомендательная система, содержащая информацию (оценки) пользователей
2	<b>Коллаборативная фильтрация</b> [20]	Выделяет различные способы улучшения поиска информации и предлагает надлежащие рекомендации относительно повышения производительности и уровня удовлетворенности	Универсальность; разнообразие рекомендаций; поиск информации повышает эффективность системы	Проблема холодного старта; разреженность; проблема первого оценщика	Новый динамический эволюционный механизм
3	<b>Гибридная фильтрация</b>	Тип рекомендаций по продукции e-коммерции, который включает в себя прогнозирование фильтрации на основе контента и их совместное использование	Использование платформ распределенной обработки больших данных для повышения коэффициента использования персонализированных рекомендаций	Увеличение характеристик: каскадная гибридизация, когда рекомендации одного метода уточняются другим методом	Метод самоорганизующейся картографической нейронной сети
4	<b>Междисциплинарный подход</b> [11, 18]	Сравнение потенциального товара с оцененным товаром с точки зрения указания соответствующих параметров	Преодоление традиционных рекомендательных ограничений	Разреженность данных, масштабируемость	Принятие решений в сложных областях путем расширения пользовательских предпочтений за счет дополнительного контента
5	<b>На основе онтологий</b> [7, 19]	Сравнение объектов на основе онтологий математических знаний с учетом векторного представления документов. Онтология использует различные аспекты контекста	Ускорение проведения информационного поиска. Обеспечивает лучшую производительность с точки зрения гибридных рекомендаций	Требуется знание предметной области, правильная идентификация рекомендации. Сложная оценка эффективности работы	Составление поисковых запросов с учетом моделей предметной области

воспользоваться некоторой услугой<sup>5</sup>. Во всем множестве предлагаемых определений рекомендательных систем можно выделить следующие составляющие:

1. *Инструментальную* составляющую, включающую *механизм* (метод, способ, методика, алгоритм, мо-

дель, т. е. информационно-математическое обеспечение — ИМО) поиска элементов (объектов) и/или сбора мнений пользователей, чтобы помочь пользователям в процессе поиска, а также *метрики* (шкалы признаков), связанных с предпочтениями других пользователей (разнообразие наиболее популярных методов, реализуемых в рекомендательных системах, представлено в *таблице* [34]).

<sup>5</sup> Recommender Systems Handbook / F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira (Eds.). Springer, 2011. 842 p.

2. *Вычислительную* (расчетную) составляющую, учитывающую вид алгоритмических моделей переработки данных (фильтрации, статистического оценивания и др.) с целью уменьшения информационной избыточности, рекомендуя пользователям персонализированные объекты в зависимости от информации об элементах и/или предпочтениях пользователей, а также предоставляя пользователям программные приложения для обслуживания заданных предметных областей [11].

3. *Системную* составляющую — для упорядочения информационных потоков систем сбора информации с учетом персонализированных предпочтений пользователей и предоставления индивидуальных рекомендаций, а также в качестве информационной поддержки в СППР на множестве возможных альтернатив, в частности, в системах управления бизнесом [12]. Чем выше качество рекомендации, тем сложнее объяснение. Эта проблема известна как *принцип несовместимости* Лотфи Заде («высокая точность модели несовместима с большой сложностью изучаемого реального объекта, а находится в первом приближении в обратно пропорциональной зависимости с ней») [14] и сводится к компромиссу между точностью модели и сложностью ее интерпретации<sup>6</sup>.

В целом рекомендательные системы все активнее расширяют свой функционал, переходя от торговых интернет-площадок к принятию решений в составе организационных структур различного уровня управления, включая уровень государственного управления. Рекомендательные системы способны на основе явных предпочтений, анализа поведения социумов (их профилей) фильтровать и ранжировать инициативы (например, по результатам опросов), которые наиболее актуальны для граждан [10], планируя направления развития производственных отраслей, например, туристических направлений для построения прогнозов развития курортных регионов [2] или инфраструктуры городского хозяйства [8].

В задачах принятия решений важным является этап адаптации имеющихся ресурсов (теоретических — методов, моделей; инструментальных, включая отдельные алгоритмы, программные комплексы и др.) к ментальному образу проблемы, который строится в сознании исследователя с учетом его ситуационной осведомленности и когнитивной нагрузки [11]. В этой связи активно развиваются *интеллектуальные рекомендательные системы, основанные на знаниях*, в которых используются алгоритмы обучения, механизмы *представления знаний* [15, 16] и построения рассуждений [11, 28]. По сути, такие системы выполняют роль *экспертных систем* [15, 17] с расширенным функционалом за счет привлечения методов искусственного интеллекта, поэтому их можно называть *экспертными рекомендательными системами* (ЭРС).

<sup>6</sup> Фальк К. Рекомендательные системы на практике. М.: ДМК-Пресс, 2020. 448 с.

Растущая инфраструктура города, доступность данных обеспечивают, с одной стороны, условия для создания новых организационно-технических систем (ОТС), реализующих модели *информационного управления*<sup>7</sup> [1], а с другой стороны, позволяют развивать способы эффективного использования имеющихся массивов данных для решения задач выбора, принятия решений и ряда других. Городская среда создает объективные условия для совместного развития высокоэффективных информационно-кибернетических технологий (ИКТ), «выросших» за последнее время из обеспечивающих ресурсов в целевой механизм развития секторов управления, образования, безопасности, транспорта, здравоохранения и экономики [8].

Дальнейшим направлением совершенствования методологической базы в концепции «умного города» предлагается интеграция ИКТ в рамках информационной структуры умного города на основе расширения предметной направленности «ИКС»-подхода в условиях междисциплинарных исследований и формирования функциональных подсистем умного города посредством фрактального расширения киберфизических элементов и систем (КФС) и технологической конвергенцией [18]. Новые возможности КФС связаны с эволюцией технологий, мобильных и облачных вычислений, с достижениями аналитики больших данных, а также с оптимизацией информационных и структурных задач [9, 18], составляющих суть современной цифровой трансформации [5].

### Междисциплинарный подход как стратегия исследовательской практики

В парадигме устойчивого развития общества представляется целесообразным рассматривать устойчивость умного города как сложную *диссипативную систему*<sup>8</sup> [14, 15] в условиях информационных, энергетических и материальных потоков, способную к самоорганизации, в процессе которой потоки (информационные, ресурсные) трансформируются и эффективно используются. Формируемые при этом данные учитывают основные параметры и структуры информационно-управляющих подсистем города, составляющих понятие *городского метаболизма* [8]. Многовариантность и альтернативность путей устойчивого развития обеспечиваются на основе постоянного мониторинга состояния умного города и своевременного выявления противоположных факторов кооперации и конкуренции при взаимодействии элементов самооргани-

<sup>7</sup> Процесс выработки и реализации управленческих решений в ситуации, когда управляющее воздействие носит неявный, косвенный характер и объекту управления представляется определяемая субъектом управления информация о ситуации («информационная картина»), ориентируясь на которую этот объект как бы самостоятельно выбирает линию своего поведения. См.: Кульба В. В., Малюгин В. Д., Шубин А. Н. Информационное управление (предпосылки, методы и средства) // Проблемы управления. 2003. № 1. С. 62—67.

<sup>8</sup> Пригожин И., Стенгерс И. Порядок из хаоса: новый диалог человека с природой. М.: Едиториал УРСС, 2000.

зующейся диссипативной системы, обеспечивающих нелинейный и необратимый характер развития.

Нейро-, психо-, био-, социокибернетика — так исторически назывались различные попытки выделить новый взгляд на роль информационных процессов в становлении метауровней сложности. Социологическая ветвь развивается сейчас наиболее интенсивно, осмысливая применительно к проблемам социума кибернетические модели и концепции, уникальные результаты когнитивной психологии, лингвистики, семиотики, искусственного интеллекта [26].

Кибернетика и синергетика, изначально возникшие в области пересечения теоретического интереса различных наук, привели к качественно новому виду связности наук — *междисциплинарности* как новому канону постановки проблем. Во многом благодаря ИКТ стали возможны интенсивные кросс-научные исследования, подобные нейросетям, искусственной жизни, искусственному интеллекту, разумным средам, интернету вещей. Именно НБИК-конвергенция (*NBIC* — от наименований рассматриваемых областей: *N* — нано; *B* — био; *I* — инфо; *C* — когнито) [18, 22] существенно определяет облик современной научно-инженерной практики, когда в рамках конвергентной парадигмы любые узкодисциплинарные технологии соседствуют с гораздо более обширным научно-технологическим инструментарием в сравнении с возможностями во времена линейного развития каждой специфической науки в отдельности. Следующим шагом стало появление в составе конвергентных технологий *социотехнологий*, благодаря которым может быть обеспечено понимание сложности происходящих изменений, а также выработаны адекватные концептуально-методологические методы и модели управления, поэтому уже актуальна аббревиатура НБИКС [22].

Данные технологии на сегодняшний день вышли за рамки специальных областей знаний и стали частью современного социального контекста в силу своей *междисциплинарности*, которая предполагает расширение научного мировоззрения в направлении обогащения знаний, методологии и языка одной научной дисциплины за счёт знаний, методологии и языка другой научной дисциплины<sup>9</sup>. В этой связи «ИКС»-подход можно рассматривать как наиболее общий взгляд на проблему исследования роли ИКТ в развитии научных знаний как определенной методологической платформы, используя ее в качестве отправной точки в формировании многокритериальных, межпредметных, многоуровневых, многомерных, межотраслевых рекомендаций для организации функциональных структур умного города. Именно «современность» города определяет его способность объединять все свои ресурсы, эффективно достигать поставленных целей,

воплощая в жизнь те задачи, которые он перед собой поставил. При этом синергетике с ее статусом метануки отводится роль информационного коммуникатора в формировании оценки степени общности методов, моделей и результатов отдельных наук (предметов, дисциплин), трансформируя «диалекты» конкретных наук в язык междисциплинарного общения<sup>10</sup>.

### Экспертные рекомендательные системы поддержки принятия решений

Рекомендательные системы уже неявно или явно обслуживают пользователей в городах, часто через определенные рекомендуемые приложения: поиска местоположения (навигация), мест в гостиницах и билетов (туризм), продукции для совершения покупок (онлайн-торговля), услуг социальных служб и ряд других [9]. Рекомендательную систему можно рассматривать и как способ фильтрации огромного количества доступных пользователю данных с учетом персональных предпочтений и контекста решаемой задачи. Это отличает рекомендательные системы от ряда систем управления или поиска по запросу. Город представляет собой чрезвычайно сложный организм со своей инфраструктурой (искусственной средой), природной средой (флорой и фауной), техникой и, наконец, жителями, которые «пропускают через себя» в той или иной мере возможности города. Задача любого города, а умного города тем более, — это давать людям возможность формировать свою ментальную модель или ментальную карту, чтобы любая ситуация (вопрос) были прозрачными и понятными для их разрешения, в том числе и на основании получаемых многочисленных данных.

Основная задача рекомендательной системы, *во-первых*, предоставить предложения пользователю, а *во-вторых*, помочь ему принять решение. В масштабе управления городом это может быть экспертная рекомендательная система поддержки и принятия решения (ЭРС ПР) по выбору оптимального плана действий, программы управления, составлению дорожной карты и др. (на основании подсказок, формируемых, например, с учетом функций полезности). Таким образом, задача может формулироваться в следующем виде.

**Известно:**

$U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  — множество  $n$  пользователей ЭРС, потенциально рекомендующих условия, включая нормативные факторы;

$I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$  — множество  $m$  элементов (объектов: товары, услуги, технологии и др.), предлагаемых системой рекомендаций в широком спектре информационных форматов, рассчитанных на широкий круг пользователей.

<sup>9</sup> Мокий В.С., Лукьянова Т.А. От дисциплинарности к трансдисциплинарности в понятиях и определениях // *Universum: общественные науки: электрон. науч. журн.* 2016. № 7 (25). URL: <https://universum.com/ru/social/archive/item/3435> (дата обращения: 14.07.2023).

<sup>10</sup> Данилов Ю.А. Роль и место синергетики в современной науке // *Онтология и эпистемология синергетики*. М.: ИФ РАН, 1997. С. 5—11. (С. 10).

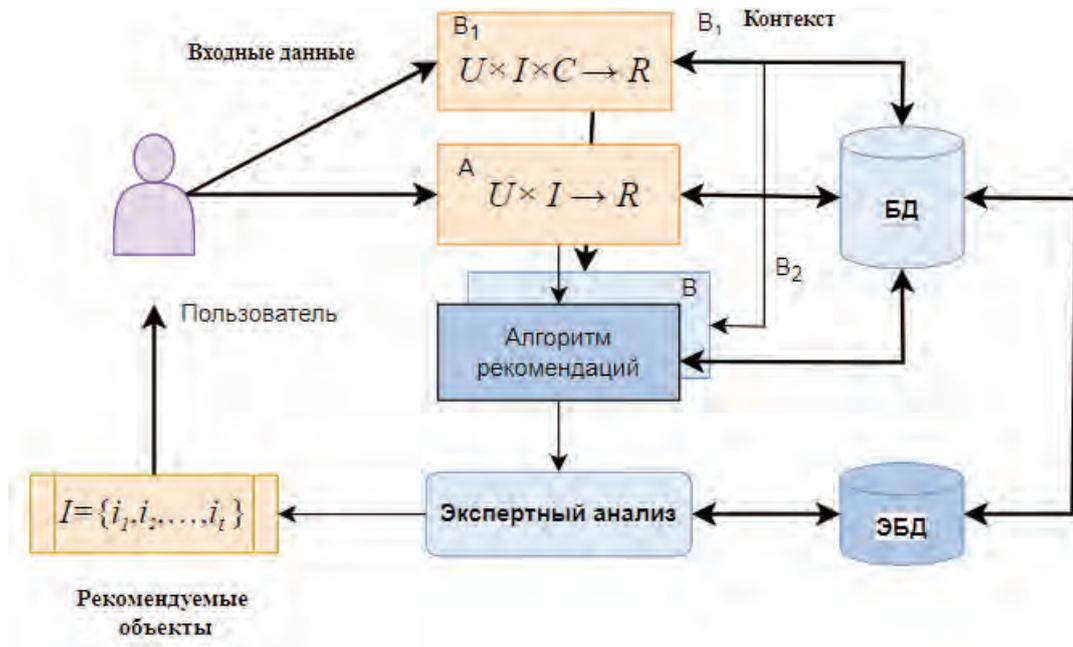


Рис. 2. Общая схема процесса формирования рекомендаций

Пусть  $f: U \times I \rightarrow R$  — функция полезности, которая измеряет, насколько полезен элемент  $i$  для пользователя  $u$ , где  $R$  — полностью упорядоченный набор значений полезности или оценок (например, это могут быть неотрицательные целые или вещественные числа в определенном диапазоне).

Тогда для каждого пользователя  $u \in U$  целью ЭРС ПР является поиск такого элемента  $i_u^* \in I$ , неизвестного пользователю, который максимизирует функцию полезности:

$$i_u^* = \operatorname{argmax}_{i \in I} f(u, i). \quad (1)$$

Процесс формирования рекомендаций (рис. 2) включает следующие основные компоненты:

1) входные данные рекомендательной системы, например, тип запрашиваемого объекта (товара) или информация, относящаяся к профилю пользователя, которые вводятся (явно или неявно) пользователем для инициализации процесса рекомендации;

2) база данных (БД), в которой хранится информация о профилях пользователей и товаров;

3) алгоритм(ы) рекомендаций, которые используют входные данные и БД для предложения списка элементов пользователю в зависимости от статуса пользователя («целевой» пользователь, «текущий» или «активный» пользователь);

4) процедуры экспертного анализа полученных рекомендаций со своей экспертной базой данных (ЭБД).

На рис. 2 показаны также 2 типа алгоритмов формирования рекомендаций:

- простая форма, когда матрица полезности (рейтинг) объектов строится на основе только полученных оценок пользователей (без дополнительных запросов со стороны рекомендательной системы);

- контентно-зависимая форма, когда функция полезности принимает вид:

$$f_c: U \times I \times C \rightarrow R, \quad (2)$$

где  $C$  — в общем случае вектор контекстов  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_q\}$ ,  $|C| = q$ , причем контекст может также выполнять различную роль:

- помогает выбрать наиболее релевантные данные на этапе формирования функции  $f_c$  (на схеме это идентифицируется как вариант  $B_1$ ) — соответствующие алгоритмы получили название алгоритмов предварительной фильтрации [20];

- позволяет построить дополнительные ограничения для апостериорной проверки рекомендаций при формировании итогового набора (множества) рекомендуемых объектов  $I_t = \{i_1, i_2, \dots, i_t\}$ , что называется контекстной постфильтрацией (вариант  $B_2$  — см. рис. 2).

Использование контекстуальных рекомендательных систем оказалось успешным для решения проблемы информационной перегрузки, актуализации новых предложений для пользователей, содействия лучшему пониманию потребностей пользователей и повышения их удовлетворенности и желания вновь воспользоваться сервисом рекомендаций.

Роль экспертного анализа заключается в повышении информативности матрицы  $R$  за счет устранения нулевых элементов, так как эксперты могут спрогнозировать оценки для неоцененных элементов из множества  $I$ . Кроме того, за счет экспертного анализа возможно получить дополнительную информацию профиля покупателя (множество  $U$ ), которая уже получает уровень контента и позволяет уточнить состав рекомендуемых объектов —  $I_t$ .

Дополнительно могут предоставляться пояснения, которые позволяют пользователю узнать причины получения конкретных рекомендаций [32]. Эти пояснения могут основываться на рейтингах похожих пользователей, атрибутах, описывающих объекты, или использовании диалоговых систем (например, методов опроса и ответов), которые пока еще многие потребители считают некоторым излишеством или даже обузой для себя.

### Особенности и перспективы развития рекомендательных систем принятия решений

При разработке ЭРС ПР для выполнения задач городского планирования, улучшения качества жизни горожан в рамках стратегии устойчивого развития важная роль принадлежит сбору, интеллектуальному анализу и обработке данных (*Data Science*). При этом должны учитываться синергетический эффект междисциплинарной технологической конвергенции и следующие особенности:

*интеграция данных* — с целью охвата различных источников данных и систем в зависимости от контекста решаемых задач, когда функция полезности вида (2) расширяет классическую 2D-парадигму до многомерной модели рекомендаций (мультиконтекст), а также *адаптивность* данных в контексте пользователей и городской среды;

*пертинентность<sup>11</sup> информационного поиска* — обеспечивается за счет активного использования неявных данных (время посещения страницы сайта, число посещений, результаты опроса, голосований и др.), что позволяет построить устойчивые профили пользователей, сегментировать клиентскую базу, решать задачи кластеризации ресурсов рекомендательных систем [24];

*сентимент-анализ* — как развитие рекомендательных систем, основанных на контексте, формируемом за счет тонального анализа текстов отзывов пользователей о продукте (объекте) [25], т. е. полученных качественных оценок предлагаемого продукта;

*повышенная сложность* — как внутрисистемная, так и коммуникационная (при многокритериальных или междисциплинарных рекомендациях), определяемая, как правило, количеством связей между множествами  $U$  и  $I$ ;

*ориентация на сценарные решения*, т. е. на реальные (типичные) жизненные ситуации, включая проактивные рекомендации (без необходимости генерировать явные запросы), из возможного набора их сценариев: местоположение, расписание, события, достопримечательности, продукты, транспорт, маршруты, виды деятельности, безопасность [23] и др.;

*междисциплинарность* — рекомендации могут поступать из нескольких подсистем умного города в зави-

симости от пользовательского контекста или может потребоваться набор рекомендаций (так, для предметных областей  $A$  и  $B$  требование междисциплинарности приводит к расширению соответствующих множеств  $U$  и  $I$  за счет их объединения:  $U_A \cup U_B$  и  $I_A \cup I_B$ );

*заинтересованность сторон* — ЭРС ПР должны ориентироваться на любых пользователей: разовых посетителей, детей, взрослых, пожилых людей (демографические данные), туристов, студентов, предпринимателей (социальные данные), предприятия и организации (технично-экономические данные) и др.;

*индивидуальность целей* — в государственных рекомендательных системах осуществляется дифференциация общей цели на подцели для удовлетворения индивидуальных потребностей пользователей из  $U$  (пример — сервис на *gosuslugi.ru*); для ЭРС «индивидуальностью» можно управлять как подбором экспертов, так и расширением необходимых признаков, которые экспертам требуется оценивать;

*алгоритмы* — новые подходы, основанные на сценариях, междисциплинарности, многокритериальности, могут потребовать других алгоритмов рекомендаций, выходящих за рамки известных парадигм (см. таблицу);

*вопросы конфиденциальности* — разнообразие и объем данных, сетевые особенности их сбора, хранения и распространения, а также регистрация в сетевых ЭРС ПР диктуют более жесткие требования к обеспечению их конфиденциальности [13].

К известным *ограничениям* для ЭРС ПР, которые открывают возможности для плодотворных исследований, можно отнести:

- проблему с «холодным стартом», которая возникает, когда пользователь или объект рекомендации являются новыми для рекомендательной системы, что требует дополнительных модельных прогнозов и даже ноу-хау решений в зависимости от типа предметной области;
- включение контекстуальной информации, которая практически всегда уникальна при разработке соответствующих математических моделей и алгоритмов и требует дополнительных навыков разработчиков в стремлении получить универсальные модели выработки рекомендаций;
- масштабируемость алгоритмов рекомендаций с учетом больших и разнотипных наборов реальных данных, характеризующих как пользователей, так и объекты рекомендаций;
- разработка рекомендательных систем, работающих на мобильных устройствах, а также в системах с распределенной архитектурой (социальные P2P-сети);
- применение стратегий, которые решают проблему разреженности, возникающую из-за того, что количество оценок, предоставляемых пользователями, обычно очень мало по сравнению с количеством неизвестных оценок (для объектов пока еще никем не оцененных).

<sup>11</sup> Пертинентность (pertinence; от англ. pertinent — относящийся к делу, подходящий) — соответствие полученной информации информационной потребности пользователя [13].



Рис. 3. Концептуальная организация знаний умного города

На рис. 3 показана роль знаний в продвижении идей развития умного города. Формирование знаний основывается на данных, получаемых в результате измерений на физическом уровне и преобразуемых в эргатических системах [14] (КФС, ОТС и др.) в информацию, которая сознательно актуализируется, обобщается, систематизируется, структурируется, представляя собой проверенный практикой истинный результат познания, составляющий суть знаний. Открытые данные с датчиков и других подключений, относящиеся к структурным элементам умного города, формируют так называемые большие данные (*Big Data*), основные усилия по работе с которыми пока направлены на разработку технологий их сбора, передачи, хранения и предобработки [18]. Рекомендательные системы здесь выступают в двойной роли: с одной стороны, это структурирование знаний для городских разработчиков/планировщиков при принятии решений в контурах управления и планирования, а с другой стороны — это способ сжатия накопленных данных [31].

Система искусственного интеллекта (СИИ) представляет собой комплекс технологических решений (см. рис. 3), включающий информационно-коммуникационную инфраструктуру, программное обеспечение, процессы и сервисы по обработке данных (где используются в том числе методы машинного обучения), по анализу и синтезу решений и позволяющий имитировать когнитивные функции человека<sup>12</sup>, т. е. получать при выполнении конкретных практически значимых задач обработки данных результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека. Обобщая понятие интеллекта, следует отметить его способность извлекать уроки из опыта и использовать знания экспертов в предметной области для адаптации к вновь возникающим ситуациям.

Концептуальная организация знаний (см. рис. 3) здесь понимается как стратегическое управление ресурсами данных (рекомендуемые объекты, пользователи и их оценки, методы и алгоритмы формирования рекомендаций), обеспечивающее взаимосвязанное и интерпретируемое представление данных (например, в формализме фреймов — рис. 4) [15, 16] для более эффективного принятия решений. Следовательно, рекомендательную систему можно рассматривать как ключевой элемент СИИ и управления информацией<sup>13</sup>.

Активное развитие методологии построения рекомендаций, основывающееся на различных методах применения СИИ (классификации, кластеризации, машинном и глубоком обучении и др.), демонстрирует постепенное завершение этапа «рекомендательных агентов» поисковых систем и торговых электронных площадок, переходя на уровень облачных, мобильных и контекстно-зависимых вычислений в составе ЭРС ПР.

Таким образом, ЭРС ПР можно отнести к области когнитивных информационных систем, в которых воплощены идеи когнитивного резонанса, когда гипотеза может быть усилена или ослаблена в ходе семантического анализа данных, а также при формировании мотивирующих сценариев для банковских рекомендательных систем, где когнитивные рекомендательные системы уже находят применение [30].

## Заключение

Улучшение городов и обеспечение устойчивости их функционирования и развития представляют собой одни из главных задач на ближайшие годы. Города можно сделать более пригодными для жизни, устойчивыми и понятными с помощью целого ряда мер. Их растущая сложность в сочетании с ростом объемов

<sup>12</sup> ГОСТ Р 59277-2020. Системы искусственного интеллекта. Классификация систем искусственного интеллекта, п. 3.18. (Введ. с 2020-12-23).

<sup>13</sup> Управление информацией — новое направление, ориентированное на координацию информационной деятельности, включая информационные технологии, информационную безопасность, маркетинг, рекламу и применение информации её пользователями.

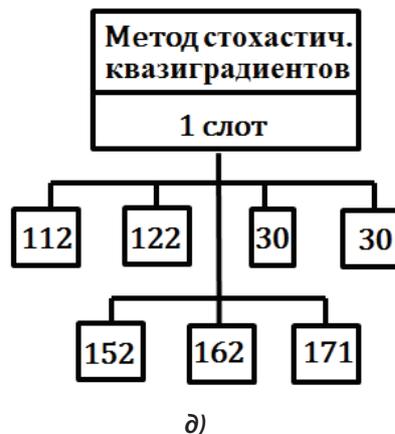
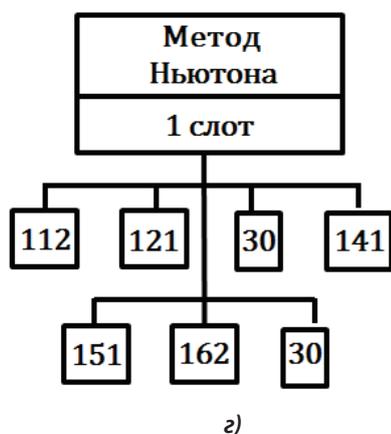
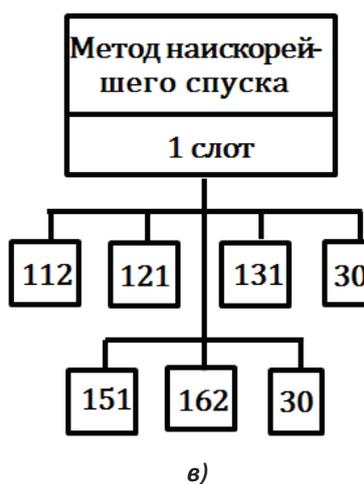
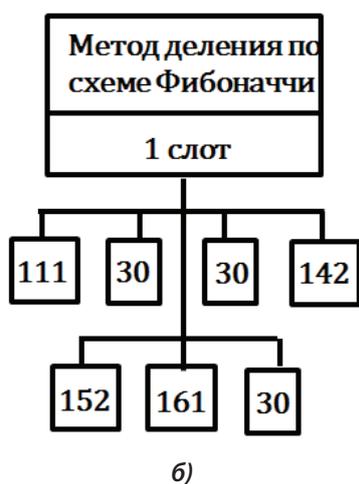
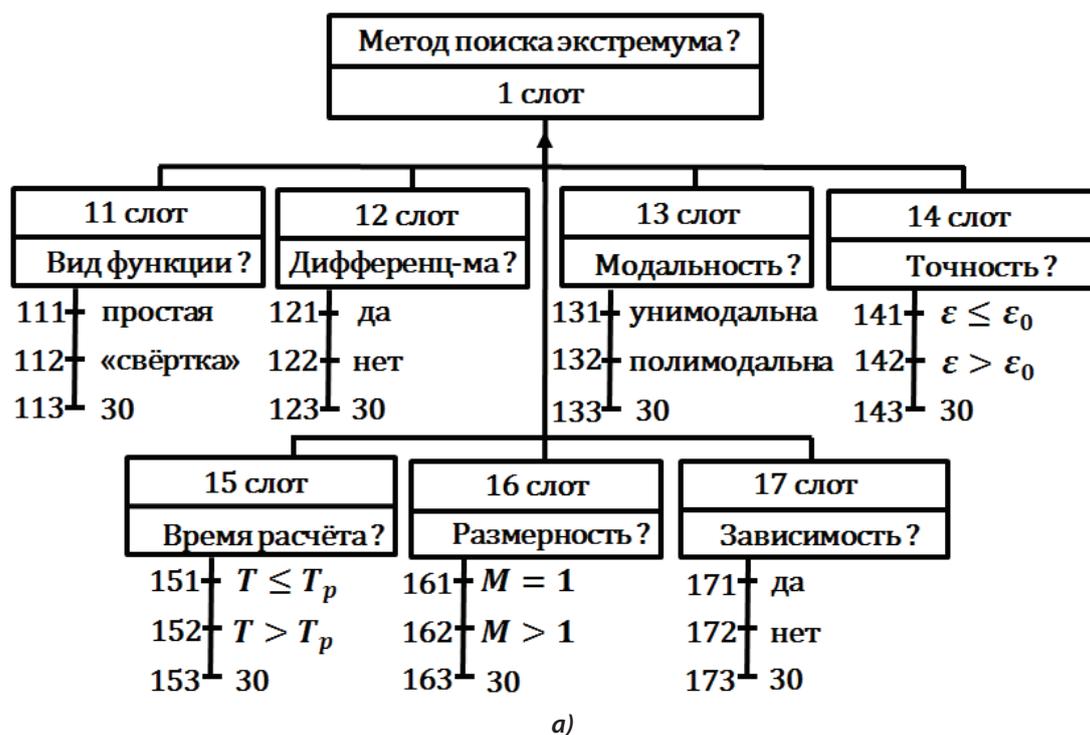


Рис. 4. Пример структур концептуального фрейма-прототипа «Метод поиска экстремума» целевой функции (а) и терминальных фреймов-образцов численных методов оптимизации (б — д)

данных, открытый доступ к разнотипной информации и городской инфраструктуре предоставляют огромные возможности для развития инноваций, вовлечения граждан и применения интеллектуальных систем с интенсивным использованием данных.

Одним из важных факторов повышения эффективности данного развития может явиться комплексное методическое осмысление процессов в рамках конвергентной парадигмы на основе выявления синерге-

тических эффектов и процессов в результате сложного междисциплинарного взаимодействия информационных потоков с учетом возможностей искусственного интеллекта для создания альтернативных источников и форматов информации. Экспертные рекомендательные системы поддержки и принятия решений могут и должны помочь формировать городское будущее в соответствии с важными рекомендациями и опытом текущей реальной жизни.

Рецензент: **Цимбал Владимир Анатольевич**, доктор технических наук, профессор, заслуженный деятель науки РФ, профессор кафедры автоматизированных систем боевого управления Филиала Военной академии им. Петра Великого, г. Серпухов, Российская Федерация.

E-mail: [tsimbalva@mail.ru](mailto:tsimbalva@mail.ru)

### Литература

1. Белов М.В., Новиков Д.А. Сетевые активные системы: модели планирования и стимулирования // Проблемы управления. 2018. № 1. С. 47—57.
2. Богданова М.В., Богданова В.Г. Управление мотивацией потребителей услуг интегрированного горноклиматического курорта // Маркетинг в России и за рубежом. 2023. № 2. С. 49—54.
3. Бурый А.С. Информационное пространство сетевого взаимодействия в клиентской среде // Транспортное дело России. 2011. № 8. С. 156—157.
4. Бурый А.С. Информационно-поисковые социотехнические системы: термины и определения. М.: Горячая линия-Телеком, 2018. 166 с. ISBN 978-5-9912-0675-4.
5. Бурый А.С. Совершенствование государственных информационных систем как тренд цифрового общества // Правовая информатика. 2020. № 3. С. 19—28. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-3-19-28.
6. Бурый А.С. Структуризация систем мониторинга информационных ресурсов // Правовая информатика. 2023. № 1. С. 52—61. DOI: 10.21681/1994-1404-2023-1-52-61.
7. Бурый А.С. Структуризация онтологий в междисциплинарных предметных областях // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2023. № 1 (71). С. 52—58.
8. Бурый А.С., Ловцов Д.А. Информационные технологии цифровой трансформации умных городов // Правовая информатика. 2022. № 2. С. 4—13. DOI: 10.21681/1994-1404-2022-2-04-13.
9. Бурый А.С., Ловцов Д.А. Информационные структуры умного города на основе киберфизических систем // Правовая информатика. 2022. № 4. С. 15—26.
10. Иванова М.И. Систематизация государственных рекомендательных систем на основе мирового опыта // Право и управление. XXI век. 2021. Т. 17. № 2 (59). С. 61—69. DOI: 10.24833/2073-8420-2021-2-59-61-69.
11. Интеллектуальная рекомендательная система для приема анализа / С.Л. Беляков, А.В. Боженьюк, Н.А. Голова и др. // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 3 (227). С. 14—26. DOI: 10.18522/2311-3103-2022-3-14-26.
12. Калимуллина О.В., Ярцева К.А., Литун К.В. Роль экспертных и рекомендательных систем для интеллектуализации бизнеса: отраслевой анализ рынка // Вопросы инновационной экономики. 2022. Т. 12. № 3. С. 1613—1636. DOI: 10.18334/vines.12.3.114969.
13. Ловцов Д.А. Теория защищенности информации в эргасистемах: монография. М.: РГУП, 2021. 276 с. ISBN 978-5-93916-896-0.
14. Ловцов Д.А. Системный анализ. Часть 1. Теоретические основы. М.: РГУП, 2018. 224 с. ISBN 978-5-93916-701-7.
15. Ловцов Д.А. Информационная теория эргасистем: монография. М.: РГУП, 2021. 314 с. ISBN 978-5-93916-887-8.
16. Ловцов Д.А. Архитектура базы данных и знаний подсистемы планирования и координации информационных процессов в иерархической эргасистеме // Правовая информатика. 2020. № 4. С. 4—19. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-4-04-19.
17. Ловцов Д.А., Сергеев Н.А. Информационно-математическое обеспечение управления безопасностью эргатических систем. III. Экспертная информационная система // НТИ РАН. Сер. 2. Информ. процессы и системы. 2001. № 11. С. 23—30.
18. Новиков Д.А. Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития. М.: Ленард, 2021. 160 с. ISBN 978-5-9710-8002-2.
19. Онтологии математического знания и рекомендательная система для коллекций физико-математических документов / А.М. Елизаров, А.Б. Жижченко, Н.Г. Жильцов и др. // Доклады Академии наук. 2016. Т. 467. № 4. С. 392. DOI: 10.7868/S0869565216100042.

20. Пономарев А.В. Обзор методов учета контекста в системах коллаборативной фильтрации // Труды СПИИРАН. 2013. № 7 (30). С. 169—188.
21. Скворцова М.А., Вишневская Ю.А., Писарев А.В. Проектирование экспертных информационных систем в медицине: правовые и функциональные аспекты // Правовая информатика. 2020. № 2. С. 71—81. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-2-71-81 .
22. Социо-антропологические измерения конвергентных технологий: Методологические аспекты / В.И. Аршинов, В.Г. Буданов, И.Е. Москалев и др. Курск : Университетская книга, 2015. 239 с. ISBN 978-5-9907619-0-2.
23. Сценарное исследование сложных систем: анализ методов группового управления / В.В. Кульба, Д.А. Кононов, И.В. Чернов и др. // Управление большими системами : сб. трудов. 2010. № 30-1. С. 154—186.
24. Филиппов С.А., Захаров В.Н. Метод повышения пертинентности информации в рекомендательных системах поддержки жизнеобеспечения на основе неявных данных // Системы и средства информатики. 2016. Т. 26. № 4. С. 4—18. DOI: 10.14357/08696527160401 .
25. Хаирова С.М., Куликова О.М. Применение сентимент-анализа инструментов бережливого производства (на примере России) // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 2 (66). С. 55—61.
26. Хиценко В.Е. Самоорганизация: Элементы теории и социальные приложения. М. : Кн. дом «Либроком», 2012. 224 с.
27. Adomavicius G., Tuzhilin A. Incorporating context into recommender systems using multidimensional rating estimation methods // In The First International Workshop on Web Personalization, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces. 2005. Vol. 2. P. 3–13.
28. Aguilar J., Valdiviezo-Díaz P., Riofrio G. A general framework for intelligent recommender systems // Applied computing and informatics. 2017. 13 (2). P. 147–160.
29. Anelli V.W., Di Noia T., Di Sciascio E., Ferrara A., Mancino A.C.M. Sparse feature factorization for recommender systems with knowledge graphs // In Proceedings of the 15th ACM Conference on Recommender Systems. 2021. P. 154–165.
30. Beheshti A., Yakhchi S., Mousaeirad S., Ghafari S.M., Goluguri S.R., Edrisi M.A. Towards cognitive recommender systems // Algorithms. 2020. 13 (8). P. 176.
31. Buryi A.S., Loban A.V., Lovtsov D.A. Compression models for arrays of measurement data in an automatic control system // Automation and Remote Control. 1998. Vol. 59. No. 5. Part 1. P. 613–631.
32. Del Carmen Rodríguez-Hernández M., Ilarri S. AI-based mobile context-aware recommender systems from an information management perspective: Progress and directions // Knowledge-Based Systems. 2021. Vol. 215. P. 106740. DOI: 10.1016/j.knosys.2021.10674 .
33. Lüa L., Medob M., Yeungb C.H., Zhangb Y.C., Zhanga Z.K., Zhoua T. Recommender systems // Physics Reports. 2012. Vol. 519 (1). P. 1–49.
34. Shahbazi Z., Byun Y.-C. Agent-based recommendation in e-learning environment using knowledge discovery and machine learning approaches // Mathematics. 2022. 10, 1192. DOI: 10.3390/math10071192 .

## **ARCHITECTURE OF EXPERT RECOMMENDER SYSTEMS FOR DECISION-MAKING IN THE SMART CITY FORMAT**

**Aleksei Buryi**, Dr.Sc. (Technology), Department Director at the Russian Standardisation Institute, Leading Researcher at the Trapeznikov Institute of Control Sciences of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation.  
E-mail: [a.s.burij@gostinfo.ru](mailto:a.s.burij@gostinfo.ru)

**Dmitrii Lovtsov**, Dr.Sc. (Technology), Professor, Honoured Scientist of the Russian Federation, Deputy Director for Research of the Lebedev Institute of Precision Mechanics and Computer Engineering of the Russian Academy of Sciences, Head of the Department of Information Technology Law, Informatics and Mathematics of the Russian State University of Justice, Moscow, Russian Federation.  
E-mail: [dal-1206@mail.ru](mailto:dal-1206@mail.ru)

**Keywords:** smart city, expert recommender system, interdisciplinarity, cognitive information system, recommendations context, decision support and making system.

### **Abstract**

*Purpose of the paper: improving the research and methodological basis for developing the concept of integration of information and communication technologies of the smart city based on recommender systems.*

*Methods used: system and expert analysis, conceptual logical modelling, formal logical development and justification of structures for building cognitive information systems.*

*Study findings: a justification is given for a conceptual organisation (architecture) of expert recommender systems (ERS) for decision-making in the smart city format. A problem-oriented conceptual variant of the complex information, cybernetics and synergetics (ICS) approach for interdisciplinary structuring of functional subsystems of the information infrastructure of the smart city is presented. The main trends in the development of ERSs derived based on the synergetic effect of interdisciplinary technological convergence and artificial intelligence methods are highlighted. It is found that the interdisciplinary nature of the smart city concept makes it possible to move from recommendations concerning individual elements (subsystems) within one subject area to an ERS for decision support and making in a multi-context environment of polytypic data of cognitive information systems.*

### References

1. Belov M.V., Novikov D.A. Setevye aktivnye sistemy: modeli planirovaniia i stimulirovaniia. Problemy upravleniia, 2018, No. 1, pp. 47–57.
2. Bogdanova M.V., Bogdanova V.G. Upravlenie motivatsiei potrebiteliei uslug integrirovannogo gornoklimaticheskogo kurorta. Marketing v Rossii i za rubezhom, 2023, No. 2, pp. 49–54.
3. Buryi A.S. Informatsionnoe prostranstvo setevogo vzaimodeistviia v klientskoi srede. Transportnoe delo Rossii, 2011, No. 8, pp. 156–157.
4. Buryi A.S. Informatsionno-poiskovye sotsiotekhnicheskie sistemy: terminy i opredeleniia. M. : Goriachaia liniia-Telekom, 2018. 166 pp. ISBN 978-5-9912-0675-4.
5. Buryi A.S. Sovershenstvovanie gosudarstvennykh informatsionnykh sistem kak trend tsifrovogo obshchestva. Pravovaia informatika, 2020, No. 3, pp. 19–28. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-3-19-28 .
6. Buryi A.S. Strukturizatsiia sistem monitoringa informatsionnykh resursov. Pravovaia informatika, 2023, No. 1, pp. 52–61. DOI: 10.21681/1994-1404-2023-1-52-61 .
7. Buryi A.S. Strukturizatsiia ontologii v mezhdistsiplinarnykh predmetnykh oblastiakh. Informatsionno-ekonomicheskie aspekty standartizatsii i tekhnicheskogo regulirovaniia, 2023, No. 1 (71), pp. 52–58.
8. Buryi A.S., Lovtsov D.A. Informatsionnye tekhnologii tsifrovoi transformatsii umnykh gorodov. Pravovaia informatika, 2022, No. 2, pp. 4–13. DOI: 10.21681/1994-1404-2022-2-04-13 .
9. Buryi A.S., Lovtsov D.A. Informatsionnye struktury umnogo goroda na osnove kiberfizicheskikh sistem. Pravovaia informatika, 2022, No. 4, pp. 15–26.
10. Ivanova M.I. Sistematizatsiia gosudarstvennykh rekomendatel'nykh sistem na osnove mirovogo opyta. Pravo i upravlenie. XXI vek, 2021, t. 17, No. 2 (59), pp. 61–69. DOI: 10.24833/2073-8420-2021-2-59-61-69 .
11. Intellektual'naia rekomendatel'naia sistema dlia priema analiza. S.L. Beliakov, A.V. Bozheniuk, N.A. Golova i dr. Izvestiia IuFU. Tekhnicheskie nauki, 2022, No. 3 (227), pp. 14–26. DOI: 10.18522/2311-3103-2022-3-14-26 .
12. Kalimullina O.V., Iartseva K.A., Litun K.V. Rol' ekspertnykh i rekomendatel'nykh sistem dlia intellektualizatsii biznesa: otraslevoi analiz rynka. Voprosy innovatsionnoi ekonomiki, 2022, t. 12, No. 3, pp. 1613–1636. DOI: 10.18334/vinec.12.3.114969 .
13. Lovtsov D.A. Teoriia zashchishchennosti informatsii v ergasistemakh : monografiia. M. : RGUP, 2021. 276 pp. ISBN 978-5-93916-896-0.
14. Lovtsov D.A. Sistemnyi analiz. Chast' 1. Teoreticheskie osnovy. M. : RGUP, 2018. 224 pp. ISBN 978-5-93916-701-7.
15. Lovtsov D.A. Informatsionnaia teoriia ergasistem : monografiia. M. : RGUP, 2021. 314 pp. ISBN 978-5-93916-887-8.
16. Lovtsov D.A. Arkhitektura bazy dannykh i znaniia podsystemy planirovaniia i koordinatsii informatsionnykh protsessov v ierarkhicheskoi ergasisteme. Pravovaia informatika, 2020, No. 4, pp. 4–19. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-4-04-19 .
17. Lovtsov D.A., Sergeev N.A. Informatsionno-matematicheskoe obespechenie upravleniia bezopasnost'iu ergaticheskikh sistem. III. Ekspertnaia informatsionnaia sistema. NTI RAN. Ser. 2. Inform. protsessy i sistemy, 2001, No. 11, pp. 23–30.
18. Novikov D.A. Kibernetika: Navigator. Istoriia kibernetiki, sovremennoe sostoianie, perspektivy razvitiia. M. : Lenard, 2021. 160 pp. ISBN 978-5-9710-8002-2.
19. Ontologii matematicheskogo znaniia i rekomendatel'naia sistema dlia kollektzii fiziko-matematicheskikh dokumentov. A.M. Elizarov, A.B. Zhizhchenko, N.G. Zhil'tsov i dr. Doklady Akademii nauk, 2016, t. 467, No. 4, pp. 392. DOI: 10.7868/S0869565216100042 .
20. Ponomarev A.V. Obzor metodov ucheta konteksta v sistemakh kollaborativnoi fil'tratsii. Trudy SPIIRAN, 2013, No. 7 (30), pp. 169–188.
21. Skvortsova M.A., Vishnevskaiia Iu.A., Pisarev A.V. Proektirovanie ekspertnykh informatsionnykh sistem v meditsine: pravovye i funktsional'nye aspekty. Pravovaia informatika, 2020, No. 2, pp. 71–81. DOI: 10.21681/1994-1404-2020-2-71-81 .
22. Sotsio-antropologicheskie izmereniia konvergentnykh tekhnologii: Metodologicheskie aspekty. V.I. Arshinov, V.G. Budanov, I.E. Moskalev i dr. Kursk : Universitetskaia kniga, 2015. 239 pp. ISBN 978-5-9907619-0-2.
23. Stsenarnoe issledovanie slozhnykh sistem: analiz metodov gruppovogo upravleniia. V.V. Kul'ba, D.A. Kononov, I.V. Chernov i dr. Upravlenie bol'shimi sistemami : sb. trudov, 2010, No. 30-1, pp. 154–186.

24. Filippov S.A., Zakharov V.N. Metod povysheniia pertinentnosti informatsii v rekomendatel'nykh sistemakh podderzhki zhizneobespecheniia na osnove neiavnykh dannyykh. *Sistemy i sredstva informatiki*, 2016, t. 26, No. 4, pp. 4–18. DOI: 10.14357/08696527160401 .
25. Khairova S.M., Kulikova O.M. Primenenie sentiment-analiza instrumentov berezhlivogo proizvodstva (na primere Rossii). *Informatsionno-ekonomicheskie aspekty standartizatsii i tekhnicheskogo regulirovaniia*, 2022, No. 2 (66), pp. 55–61.
26. Khitsenko V.E. Samoorganizatsiia: Elementy teorii i sotsial'nye prilozheniia. M. : Kn. dom "Librokom", 2012. 224 pp.
27. Adomavicius G., Tuzhilin A. Incorporating context into recommender systems using multidimensional rating estimation methods. In *The First International Workshop on Web Personalization, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces*, 2005, Vol. 2. P. 3–13.
28. Aguilar J., Valdiviezo-Díaz P., Riofrio G. A general framework for intelligent recommender systems. *Applied computing and informatics*, 2017, 13 (2). P. 147–160.
29. Anelli V.W., Di Noia T., Di Sciascio E., Ferrara A., Mancino A.C.M. Sparse feature factorization for recommender systems with knowledge graphs. In *Proceedings of the 15th ACM Conference on Recommender Systems*, 2021. P. 154–165.
30. Beheshti A., Yakhchi S., Mousaeirad S., Ghafari S.M., Goluguri S.R., Edrisi M.A. Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 2020, 13 (8). P. 176.
31. Buryi A.S., Loban A.V., Lovtsov D.A. Compression models for arrays of measurement data in an automatic control system. *Automation and Remote Control*, 1998, Vol. 59, No. 5. Part 1. P. 613–631.
32. Del Carmen Rodríguez-Hernández M., Ilarri S. AI-based mobile context-aware recommender systems from an information management perspective: Progress and directions. *Knowledge-Based Systems*, 2021, Vol. 215. P. 106740. DOI: 10.1016/j.knosys.2021.10674 .
33. Lüa L., Medob M., Yeungb C.H., Zhangb Y.C., Zhanga Z.K., Zhoua T. Recommender systems. *Physics Reports*, 2012, Vol. 519 (1). P. 1–49.
34. Shahbazi Z., Byun Y.-C. Agent-based recommendation in e-learning environment using knowledge discovery and machine learning approaches. *Mathematics*, 2022, 10, 1192. DOI: 10.3390/math10071192 .