

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

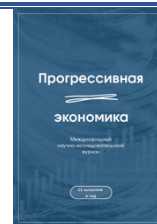
№ 7 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/kognitivno-informacionnaya-koncepcziya-prinyatiya-upravlencheskih-reshenij-v-czifrovoj-srede/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.6

УДК 005.334

DOI: 10.54861/27131211_2026_7_459



КОГНИТИВНО-ИНФОРМАЦИОННАЯ КОНЦЕПЦИЯ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В ЦИФРОВОЙ СРЕДЕ

*Барабицкий И.А., аспирант, Санкт-Петербургский государственный
университет промышленных технологий и дизайна,
г. Санкт-Петербург, Россия
191186, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, 18
e-mail: vaneswinner@gmail.com*

*Сеньшова Е.А., кандидат экономических наук, доцент, Санкт-
Петербургский государственный университет промышленных технологий и
дизайна, г. Санкт-Петербург, Россия
191186, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, 18
e-mail: senshova@internet.ru*

Аннотация. В статье разработана когнитивно-информационная концепция принятия управленческих решений, связывающая когнитивные ограничения руководителя с архитектурой информационно-аналитических систем. Проблема исследования состоит в том, что рост объёма данных и вычислительных возможностей не гарантирует повышения качества решений, если форма представления информации не согласована с ментальными моделями лица, принимающего решения. Цель работы – сформировать теоретическую рамку, в которой информационные артефакты рассматриваются как часть распределённого когнитивного цикла. Методологическую основу составляют сравнительный теоретический анализ, концептуальное моделирование, структурно-функциональный подход, метод стратификации и логическая реконструкция ключевых моделей принятия решений. В результате уточнено понятие когнитивно-информационного континуума, сформулированы принципы когнитивной конгруэнтности, аугментации, адаптивной стратификации и рефлексивного интерфейса, а также предложена система методов когнитивно-информационной поддержки. Практическая значимость работы заключается в возможности использовать предложенную рамку при проектировании и аудите систем поддержки принятия решений, бизнес-аналитических платформ и человеко-машинных интерфейсов. Перспективы дальнейших исследований связаны с эмпирической проверкой



концепции, разработкой диагностики когнитивного профиля задач и созданием прототипов интерфейсов.

Ключевые слова: принятие управленческих решений, когнитивно-информационный континуум, ограниченная рациональность, системы поддержки решений, когнитивная конгруэнтность, аугментация, рефлексивный интерфейс, человеко-машинное взаимодействие.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Барабицкий И.А., Сеньшова Е.А. Когнитивно-информационная концепция принятия управленческих решений в цифровой среде // Прогрессивная экономика. 2026. № 7. С. 459–481. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_7_459.

Статья поступила в редакцию: 18.06.2026 г. Одобрена после рецензирования: 30.07.2026 г. Принята к публикации: 31.07.2026 г.

COGNITIVE-INFORMATION CONCEPT OF MANAGERIAL DECISION- MAKING

*Barabitskiy I.A., Postgraduate Student, Saint Petersburg State University of
Industrial Technologies and Design, Saint Petersburg, Russia
191186, Saint Petersburg, Bolshaya Morskaya St., 18
e-mail: vaneswinner@gmail.com*

*Senshova E.A., Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Saint
Petersburg State University of Industrial Technologies and Design,
Saint Petersburg, Russia
191186, Saint Petersburg, Bolshaya Morskaya St., 18
e-mail: senshova@internet.ru*

Abstract. The article develops a cognitive-information concept of managerial decision-making that links the cognitive limitations of decision-makers with the architecture of information and analytical support systems. The research problem is that the growth of available data and computational capacity does not automatically improve the quality of managerial decisions when information is presented in forms that are poorly aligned with the decision-maker's mental models. The purpose of the study is to build a theoretical framework in which information artifacts are considered part of a distributed cognitive cycle. The methodological basis includes comparative theoretical analysis, conceptual modelling, a structural-functional approach, stratification and logical reconstruction of major decision-making models. The study clarifies the notion of the cognitive-information continuum, formulates four principles - cognitive congruence, augmentation rather than substitution, adaptive stratification and reflexive interface - and proposes a system of methods for cognitive-information support. The practical relevance lies in the possible use of the framework for designing and auditing decision-support systems, business analytics



platforms and human-machine interfaces. Further research should focus on empirical validation of the concept, diagnostics of the cognitive profile of tasks and prototype development.

Keywords: managerial decision-making, cognitive-information continuum, bounded rationality, decision-support systems, cognitive congruence, augmentation, reflexive interface, human-machine interaction.

JEL classification: M11, M12, M15.

Conflict of interest. The authors declare that there is no conflict of interest.

For citation: Barabitskiy I.A., Senshova E.A. (2026). Kognitivno-informatsionnaya kontseptsiya prinyatiya upravlencheskikh reshenii v tsifrovoi srede [Cognitive-information concept of managerial decision-making]. Progressivnaya ekonomika [Progressive Economy], 7, 459–481. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_7_459. (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 18/06/2026. Approved after review: 30/07/2026. Accepted for publication: 31/07/2026.

Введение

Классическая теория принятия управленческих решений, сформировавшаяся во многом под влиянием нормативных моделей исследования операций, долгое время исходила из посылки о способности лица, принимающего решения (ЛПР), к всесторонней обработке информации и рациональному выбору оптимальной альтернативы. Однако уже с середины прошлого века работы Герберта Саймона, а позднее - исследования в области поведенческой экономики и когнитивной психологии убедительно продемонстрировали, что реальная управленческая практика протекает в условиях ограниченной рациональности. Человек оперирует эвристиками, подвержен систематическим когнитивным искажениям и в большинстве случаев довольствуется не оптимальным, а удовлетворительным решением. Сегодня, в условиях глубокой цифровой трансформации, эта неполнота классической парадигмы проявляется особенно рельефно. Традиционные модели не улавливают того качественно нового состояния, при котором информационные технологии перестают быть лишь средством автоматизации расчётов и превращаются в активную среду, формирующую сами когнитивные процессы выработки суждений.

Параллельно обостряется фундаментальное противоречие, которое можно определить как разрыв между информационной ёмкостью среды и когнитивной пропускной способностью руководителя. Объёмы данных, потенциально доступных для обоснования решений, растут экспоненциально, в то время как базовые характеристики человеческого мышления - объём рабочей памяти, скорость осознанной переработки информации, устойчивость к отвлекающим факторам - остаются биологически консервативными. Этот дисбаланс порождает состояние хронической информационной перегрузки, следствием которой нередко становится не повышение обоснованности



выбора, а аналитический паралич или импульсивное, слабо рефлекслируемое решение. Существующие корпоративные информационные системы, проектируемые преимущественно в логике накопления и визуализации данных, зачастую не смягчают это противоречие, а парадоксальным образом усугубляют его, предъявляя к когнитивному аппарату ЛПР требования, к которым он эволюционно не адаптирован.

Сложившаяся ситуация свидетельствует о том, что два мощных исследовательских потока – когнитивные исследования управленческого мышления, с одной стороны, и инженерия информационно-аналитических систем, с другой, – развиваются во многом изолированно. Назрела необходимость в такой теоретической рамке, которая не просто декларирует важность «человеческого фактора», но делает когнитивные закономерности точкой отсчёта при проектировании методов и технологий поддержки решений. В этой логике когнитивные ограничения человека рассматриваются не как досадная помеха, подлежащая устранению, а как фундаментальное условие, задающее требования к архитектуре любых инструментов усиления интеллекта. Именно на решение этой задачи направлена предлагаемая в статье когнитивно-информационная концепция принятия управленческих решений.

Цель статьи заключается в разработке когнитивно-информационной концепции принятия управленческих решений, которая связывает когнитивные ограничения лица, принимающего решения, с архитектурой информационно-аналитической поддержки. Объектом исследования выступают процессы принятия управленческих решений в цифровой организационной среде. Предметом исследования является влияние формы представления информации и дизайна информационных артефактов на интерпретацию данных, оценку альтернатив и выбор управленческого решения.

Исследовательский вопрос формулируется следующим образом: каким образом информационная среда должна быть устроена, чтобы поддерживать, а не перегружать когнитивную работу руководителя? Рабочая гипотеза исследования состоит в том, что разрыв между ментальными моделями ЛПР и внешними информационными артефактами снижает качество управленческого выбора; преодоление этого разрыва возможно через принципы когнитивной конгруэнтности, аугментации, адаптивной стратификации и рефлексивного интерфейса.

Для достижения цели решаются следующие задачи: выявить ограничения классических и поведенческих моделей принятия решений; раскрыть содержание когнитивно-информационного континуума; сформулировать принципы когнитивной конгруэнтности, аугментации, адаптивной стратификации и рефлексивного интерфейса; предложить стратифицированную систему методов когнитивно-информационной

поддержки; определить ограничения подхода и направления его эмпирической проверки.

Обзор литературы

Классические работы Г. Саймона [1] и Д. Канемана с А. Тверски [2; 3] остаются точкой отсчёта, однако в последние два десятилетия их идеи получили существенное развитие применительно к новой технологической реальности. Г. Гигеренцер с соавторами [4] углубили понимание экологической рациональности, показав, что простые эвристики могут быть высокоэффективны в условиях неопределённости, характерной для цифровой экономики, если они соответствуют структуре среды. Параллельно поведенческая экономика обогатилась концепцией «надж» [5], которая напрямую связывает дизайн информационной среды (архитектуру выбора) с корректировкой когнитивных искажений, открывая путь к проектированию интерфейсов, направляющих, а не подавляющих мышление ЛПР.

Ряд эмпирических исследований последнего десятилетия сместил фокус с лабораторных эффектов на управленческую практику. Например, работы С. Лавалле с соавторами [6] и Э. Бриньолфссона, Л. Хитта и Х. Ким [7] продемонстрировали, что организации, принимающие решения на основе данных (data-driven decision making), демонстрируют более высокую производительность, однако при этом выявили и парадокс, избыток данных не конвертируется в качество решений автоматически, упираясь в когнитивные лимиты руководителей. А. МакАфи и Э. Бриньолфссон [8] акцентировали необходимость переосмысления управленческих процессов именно вокруг когнитивных возможностей человека, работающего с большими массивами аналитики. В том же русле А. Агравал, Дж. Ганс и А. Голдфарб [9] в своей концепции «машин предсказания» показали, что ключевой экономический эффект искусственного интеллекта состоит в снижении стоимости прогнозирования, но окончательный выбор всегда остаётся за человеком, чьи когнитивные особенности становятся центральным звеном.

Параллельно с поведенческим направлением развивалось понимание внутренних механизмов управленческого суждения. Г. Клейн [10; 11] на материале изучения экспертных решений в критических ситуациях разработал модель принятия решений по первичному распознаванию (Recognition-Primed Decision, RPD), показав, что опытный руководитель редко сравнивает множество альтернатив, а симулирует мысленно первую пришедшую в голову, что радикально снижает когнитивную нагрузку. Эта модель хорошо согласуется с современными представлениями об ограниченной пропускной способности рабочей памяти и роли долговременных структур знаний.

Вопрос о том, как внешние информационные средства влияют на распределение когнитивной нагрузки, активно изучается в рамках когнитивной инженерии и теории распределённого познания. Начало этому положили работы Э. Хатчинса [12], показавшего, что познание распределено



между членами команды и артефактами. Сегодня эта линия развита Э. Холлнагелем и Д. Вудсом [13; 14] в концепции систем совместной когнитивной деятельности, где информационные интерфейсы рассматриваются не как передатчики данных, а как когнитивные артефакты, способные либо усиливать, либо разрушать осмысленность действий оператора. В науках о визуализации это подтверждается современными исследованиями когнитивных искажений при работе с аналитическими панелями [15], доказывающими, что даже незначительные изменения в форме представления данных (когнитивной графике) существенно меняют интерпретации и решения.

К этой линии примыкают работы, выполненные в парадигме поведенческих операций (behavioral operations management), где Ф. Джино, Г. Пизано, Э. Бендоли, К. Донохью и К. Шульц [16; 17] систематически изучают влияние когнитивных искажений – от чрезмерного оптимизма до эффекта привязки - на операционные решения в цепях поставок и сервис-менеджменте, предлагая инструменты их ослабления через специально спроектированные информационные триггеры.

В области информационных систем классические СППР (DSS) эволюционировали к бизнес-аналитике и интеллектуальным системам поддержки решений [18]. Однако, как подчёркивают Т. Девенпорт и Р. Ронанки [19], большинство внедрений когнитивных технологий в организациях нацелено на автоматизацию рутинных когнитивных операций, а не на поддержку сложных, слабоструктурированных решений, требующих человеческого суждения. Схожий вывод делает Т. Малоун [20], развивая концепцию «сверхразумов», где сила человеко-машинного симбиоза заключается в соединении машинного прогнозирования с человеческой интуицией, этикой и контекстным пониманием.

Проблема, однако, не сводится к простому разделению труда. Целая серия современных бихевиоральных исследований вскрыла фундаментальные психологические барьеры взаимодействия ЛПР с алгоритмическими рекомендательными системами. Так, Б. Дитворст, Дж. Симмонс и К. Мэсси [21; 22] экспериментально зафиксировали феномен «алгоритмической аверсии», люди склонны отказываться от более точных алгоритмических прогнозов, однажды увидев их ошибку, предпочитая менее точное, но «прощаемое» человеческое суждение. Параллельно выявлен и эффект автоматизационного смещения (automation bias), при котором чрезмерное доверие к рекомендациям системы подавляет критическое мышление [23; 24]. Эти эффекты прямо указывают на то, что когнитивные искажения и эвристики не исчезают при внедрении ИТ, а модифицируются, порождая новые уязвимости.

Реакцией на данную проблему стало интенсивное развитие методологии объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI). Т. Миллер [25]

на основе междисциплинарного анализа социальных наук обосновал, что объяснения должны строиться не как инженерный отчёт о работе алгоритма, а как контрастные, диалоговые конструкции, апеллирующие к причинам, понятным в контексте ментальной модели пользователя. К. Рудин [26] и сторонники создания изначально интерпретируемых моделей (а не post-hoc объяснений) настаивают на необходимости проектирования «прозрачных» систем для принятия решений высокой ответственности. Эти работы формируют сегодня технологическую повестку, близкую к принципу когнитивной конгруэнтности.

Методология и методы исследования

Работа носит теоретико-концептуальный характер и направлена на построение синтетической рамки, объединяющей когнитивные модели принятия решений с инженерными подходами к информационно-аналитической поддержке управления. Методологическую основу исследования составляют сравнительный теоретический анализ, концептуальное моделирование, структурно-функциональный анализ, метод стратификации, а также логическая реконструкция предпосылок и эволюции ключевых моделей.

Сравнительный анализ используется для сопоставления нескольких исследовательских традиций, которые развивались параллельно, но слабо пересекались.

Концептуальное моделирование применяется для построения центрального понятия работы - когнитивно-информационного континуума - и формулировки на его основе четырёх принципов проектирования систем поддержки решений: когнитивной конгруэнтности, аугментации, адаптивной стратификации и рефлексивного интерфейса. Моделирование опирается на синтез представлений о распределённом познании, разработанных в когнитивной инженерии [12; 13; 14], и современных требований к объяснимости и прозрачности алгоритмов [25; 26].

Структурно-функциональный подход позволяет рассмотреть разрыв когнитивно-информационного континуума не как изолированный технический дефект, а как дисфункцию в работе распределённой системы «человек - информационные артефакты». В рамках этого подхода анализируется, каким образом нарушение непрерывности смысловой циркуляции между внутренними ментальными моделями руководителя и внешними формами представления данных сказывается на ключевых функциях управленческого цикла, поиске и распознавании проблемной ситуации, интерпретации, оценке альтернатив, выборе и последующей корректировке решения.

Метод стратификации лежит в основе построения системы методов когнитивно-информационной поддержки. В отличие от традиционных классификаций, группирующих инструменты по типу математического



аппарата, здесь в качестве критерия выделен характер оказываемой когнитивной помощи, что позволяет дифференцировать интерпретационно-визуальные, аналитико-корректирующие, генеративно-рекомендательные и коллаборативно-рефлексивные методы. Логическая реконструкция предпосылок классических моделей принятия решений и эволюции информационно-технологической поддержки даёт возможность проследить, каким образом изолированное развитие двух областей – когнитивной науки и информационной инженерии – привело к современному парадоксу, при котором растущий объём доступных аналитических мощностей сопровождается не снижением, а скорее трансформацией когнитивных уязвимостей руководителя.

Теоретическую базу исследования образуют, с одной стороны, классические труды по ограниченной рациональности [1], поведенческой экономике [2; 3; 5], когнитивной психологии принятия решений в критических условиях [10; 11], распределённому познанию и совместным когнитивным системам [12; 13; 14]. С другой стороны, работа опирается на современные исследования в области data-driven decision making [6; 7; 8], экономики искусственного интеллекта [9], человеко-машинного взаимодействия [18; 19; 20], феноменов алгоритмической аверсии [21; 22] и автоматизационного смещения [23; 24], объяснимого ИИ [25; 26], поведенческих операций [16; 17], когнитивной визуализации [15] и групповых систем поддержки решений [27; 28]. Особое значение для аргументации имеют работы, фиксирующие двойственный и контекстно-зависимый характер взаимодействия человека с интеллектуальными системами - от неоправданного отторжения до избыточного доверия, - а также публикации, обосновывающие необходимость объяснимости, интерпретируемости и когнитивной релевантности информационных интерфейсов [15; 21; 22; 23; 24; 25; 26].

Когнитивные и теоретические предпосылки

Разговор о природе управленческих решений на протяжении десятилетий разворачивался в тени одного и того же вопроса, в какой мере человек способен действовать рационально, располагая неполной информацией и ограниченными возможностями её переработки. К середине прошлого века в ответ на нормативные модели, предписывавшие руководителю всесторонний анализ альтернатив, Герберт Саймон выдвинул концепцию ограниченной рациональности, показав, что в реальной практике ЛПР довольствуется не оптимальным, а всего лишь приемлемым вариантом [1]. Эта посылка, развитая затем в работах Д. Канемана и А. Тверски, приобрела прочную экспериментальную базу, были вскрыты устойчивые эвристики и систематические когнитивные искажения, пронизывающие человеческие суждения в условиях неопределённости [2; 3]. Двухсистемная модель мышления, популяризированная Канеманом, фактически закрепила представление о том, что быстрое, автоматическое «Система 1» постоянно



конкурирует за контроль над выбором с медленным, аналитическим «Система 2», а ресурсосберегающая природа нашего ума делает склонность к упрощению не исключением, а правилом [3]. Однако в последние два десятилетия эти идеи перестали быть только лабораторными находками. Исследования экологической рациональности, предпринятые Г. Гигеренцером и его коллегами, убедительно продемонстрировали, что простые эвристики могут быть не просто допустимы, но и высокоэффективны, если их структура соответствует структуре среды, в которой действует руководитель [4]. Параллельно Р. Талер и К. Санстейн ввели в научный и практический оборот концепцию архитектуры выбора, доказав, что дизайн информационной среды способен направлять решения, смягчая когнитивные искажения без прямого ограничения свободы выбора [5]. Тем самым наметился принципиальный сдвиг, когнитивные ограничения перестали рассматриваться лишь как досадный дефект, подлежащий устранению, и стали восприниматься как фундаментальное условие, под которое следует проектировать любые инструменты управленческой поддержки.

Одновременно с этим углублялось понимание того, как именно устроен сам процесс выработки решения в сознании опытного руководителя. На смену упрощённой схеме «анализ альтернатив - выбор» пришли модели, фиксирующие решающую роль мысленного моделирования и распознавания типовых ситуаций. Г. Клейн, изучая принятие решений в критических и плохо структурированных условиях, обнаружил, что эксперты редко сравнивают множество вариантов, вместо этого они мысленно симулируют первую же пришедшую в голову альтернативу и либо принимают её, либо, заметив разрыв между ожидаемым и требуемым результатом, модифицируют подход [10; 11]. Эта модель, известная как принятие решений по первичному распознаванию, хорошо согласуется с представлением об ограниченной пропускной способности рабочей памяти и подчёркивает, что качественное суждение — это результат не столько вычислительных процедур, сколько взаимодействия накопленного опыта и ментальных моделей. Параллельное направление исследований, восходящее к работам Э. Хатчинса, принципиально сместило фокус с изолированного индивида на систему «человек - артефакты». Хатчинс показал, что познание в реальных рабочих средах распределено между участниками и внешними носителями информации, а значит, дизайн этих носителей не просто влияет на скорость обработки данных, но определяет саму возможность построения осмысленной картины происходящего [12]. Развивая эту линию, Д. Вудс и Э. Холлнагель ввели понятие систем совместной когнитивной деятельности, где информационные интерфейсы выступают в роли когнитивных артефактов, способных либо усилить ситуационную осведомлённость, либо, будучи спроектированными без учёта человеческих особенностей, её полностью разрушить [13; 14]. Эмпирические исследования последних лет, в том числе в

области когнитивной визуализации, подтверждают этот тезис, даже незначительные изменения в форме представления аналитических данных способны систематически смещать интерпретации и итоговый выбор [15]. Сюда же примыкает и корпус работ по поведенческим операциям, где неоднократно продемонстрировано, что когнитивные искажения - от якорения до излишнего оптимизма - проникают в операционные и стратегические решения менеджеров, и что корректирующие информационные триггеры могут частично ослаблять эти эффекты [16; 17]. Таким образом, современное понимание когнитивной архитектуры решения подводит к выводу, что качество управленческого выбора нельзя улучшить, просто поставляя руководителю всё больше данных, необходимо проектировать внешние структуры, которые вписываются в естественную логику человеческого мышления.

Эволюция информационно-технологической поддержки управления, между тем, долгое время шла по иной траектории. Ранние системы поддержки решений (СППР) были нацелены на помощь в расчётах и агрегировании данных, но вскоре вектор сместился в сторону бизнес-аналитики и, наконец, интеллектуальных технологий, включающих предиктивную аналитику и алгоритмы машинного обучения [18]. Сегодня крупные организации всё чаще ориентируются на data-driven подход: эмпирические исследования фиксируют, что компании, систематически опирающиеся на данные при принятии решений, демонстрируют более высокие производственные и финансовые показатели [6; 7]. Однако тот же корпус работ вскрыл парадокс, при котором накопление данных само по себе не конвертируется в качество решений, поскольку упирается в когнитивные лимиты руководителей, вынужденных осмыслять всё более громоздкие информационные массивы. А. МакАфи и Э. Бриньолфссон прямо указали на необходимость переосмысления управленческих процессов вокруг когнитивных возможностей человека, работающего с аналитикой больших данных [8]. В том же русле А. Агравал, Дж. Ганс и А. Голдфарб, развивая концепцию «машин предсказания», показали, что суть происходящих изменений не в замещении человека, а в радикальном снижении стоимости прогноза, при котором ценность человеческого суждения, этической оценки и контекстного понимания не снижается, а, напротив, возрастает [9]. Это смещает центр тяжести дискуссии, ключевой становится не столько точность алгоритмов, сколько характер их взаимодействия с живым мышлением.

И здесь вскрывается серьёзное напряжение. Во-первых, сформировался устойчивый феномен алгоритмической аверсии, люди склонны отказываться от более точных алгоритмических рекомендаций, однажды столкнувшись с их ошибкой, предпочитая им менее точные, но субъективно понятные человеческие оценки [21; 22]. Во-вторых, параллельно действует эффект автоматизационного смещения, при котором чрезмерное доверие к



рекомендациям системы подавляет критическое мышление оператора [23; 24]. Обе тенденции означают, что внедрение интеллектуальных инструментов не устраняет когнитивные искажения, а лишь меняет их конфигурацию. Ответом на эти вызовы стало быстрое развитие подходов к объяснимому искусственному интеллекту (ХАИ). Т. Миллер, опираясь на междисциплинарный анализ социальных наук, обосновал, что объяснения, выдаваемые системой, должны строиться не как инженерный отчёт, а как контрастные и диалоговые конструкции, апеллирующие к ментальной модели пользователя [25]. Близкую позицию занимают и сторонники построения изначально интерпретируемых моделей, настаивающие на необходимости прозрачности алгоритмов в сферах высокой ответственности [26].

Концептуальная модель когнитивно-информационного континуума

Центральным для предлагаемой концепции выступает понятие когнитивно-информационного континуума. Под ним мы понимаем непрерывное пространство взаимодействия когнитивных структур лица, принимающего решения, и информационных артефактов, в которое погружён любой акт выработки управленческого суждения. В этом пространстве нет жёсткой границы между «внутренним» (мышлением, ментальными моделями, опытом) и «внешним» (аналитической панелью, отчётом, рекомендацией системы). Скорее, они образуют единую распределённую когнитивную систему, чья эффективность определяется не мощностью каждого компонента по отдельности, а тем, насколько гладко и без зазоров между ними циркулирует смысл. Идея не нова, по существу, ещё в середине 1990-х Э. Хатчинс, изучая навигационную работу на корабле, показал, что познание распределено между людьми и инструментами и что внешние репрезентации (карты, таблицы, дисплеи) не просто помогают памяти, а трансформируют саму природу вычислительной задачи [12]. Д. Вудс и Э. Холлнагель, развивая эту логику, ввели понятие когнитивного артефакта как любого элемента внешней среды, который меняет когнитивную работу, и подчеркнули, что неудачно спроектированный артефакт способен разрушить ситуационную осведомлённость даже у опытного оператора [13; 14].

Именно такой разрыв континуума мы считаем глубинной причиной многих неэффективных управленческих решений в цифровой среде. Когда информационная система выдаёт горы чисел, но не раскрывает их контекстного значения, когда ключевые взаимосвязи спрятаны за десятком экранных форм, а рекомендация алгоритма выглядит как чёрный ящик, между когнитивным аппаратом руководителя и вспомогательным инструментом возникает смысловая щель. Человек вынужден тратить драгоценный ресурс рабочей памяти и внимания не на осмысление ситуации, а на попытки мысленно «доклеить» недостающие звенья. В этих условиях даже точные данные не становятся полезным знанием, а сама технология из усилителя превращается в дополнительный источник когнитивной нагрузки.



Следовательно, ключевая задача не в наращивании аналитической мощи программных средств, а в восстановлении непрерывности континуума - проектировании таких информационных артефактов, которые органично стыкуются с ментальными моделями ЛПР и поддерживают естественный ход его рассуждений. Для операционализации этой установки нужно сформулировать четыре принципа построения когнитивно-информационной концепции.

Первый - принцип когнитивной конгруэнтности. Он требует, чтобы форма представления информации соответствовала глубинным структурам, в которых мышление руководителя хранит и обрабатывает знание. Исследования ментальных моделей, восходящие к работам Д. Нормана, показывают, что человек воспринимает не абстрактные символы, а целостные образы, сценарии и причинно-следственные цепочки [29]. Когда данные преподносятся в виде, противоречащем этим внутренним схемам, - например, ключевое отношение «рост затрат привёл к падению маржи» разорвано на две несвязанные диаграммы, - когнитивная система ЛПР вынуждена производить избыточную работу по перекодировке, что ведёт к ошибкам и замедлению [30]. Напротив, когнитивно-конгруэнтное представление, использующее визуализацию, которая в явном виде высвечивает аномалии, тренды и контрасты, снимает часть этой нагрузки и позволяет «Системе 1» быстро ухватить структуру проблемы, оставляя «Системе 2» ресурс для проверки гипотез [3]. Таким образом, речь идёт не об украшении отчётов, а о выборе такого информационного кода, который минимизирует трансляционные потери на пути от данных к суждению.

Второй принцип - принцип аугментации (усиления), а не замещения. Он исходит из того, что технология поддержки решений не должна конкурировать с человеком за право финального выбора. Её задача - расширять когнитивные способности ЛПР, компенсируя именно те ограничения, которые хорошо изучены, узость рабочей памяти, подверженность якорению, неспособность интуитивно оценивать совместные вероятности. Эта позиция восходит к ранним идеям Дж. Ликлайдера о человеко-машинном симбиозе и получает сегодня развитие в концепции дополненного интеллекта (augmented intelligence), где алгоритм выполняет черновую прогнозную работу, а человек привносит понимание контекста, этики и стратегических импликаций [9; 31]. Принцип аугментации прямо запрещает проектировать системы, которые скрывают неопределённость за якобы однозначной рекомендацией или лишают руководителя возможности пересмотреть логику машины. Только сохраняя за человеком роль активного смыслообразователя, можно избежать как бездумного следования алгоритмам (автоматизационного смещения), так и иррационального отторжения их советов (алгоритмической аверсии) [21; 22; 23; 24].

Третий принцип – принцип адаптивной стратификации решений. Управленческие задачи не гомогенны, они различаются уровнем структурированности, степенью неопределённости, темпом поступления информации и ценой ошибки. Метод, хороший для рутинного распределения ресурсов при известных параметрах, может оказаться губительным при выработке стратегического ответа на внезапный рыночный шок. Следуя логике Д. Сноудена, разные типы проблемных контекстов (простые, сложные, комплексные и хаотические) требуют принципиально разных способов взаимодействия между данными, моделями и интуицией [32]. Принцип адаптивной стратификации предписывает, чтобы система поддержки решений динамически варьировала глубину и форму своего вмешательства, от лёгких когнитивных подсказок и автоматизированных сигналов о выходе параметров за допустимые границы (для стандартных ситуаций) до развёрнутого сценарного моделирования с объяснительным слоем и структурированным диалогом (для уникальных и плохо определённых проблем). Тем самым распределение когнитивной работы между человеком и машиной настраивается не раз и навсегда, а адаптируется под характер стоящей задачи и текущий уровень когнитивной нагрузки на ЛПР.

Четвёртый принцип – принцип рефлексивного интерфейса - фокусирует внимание на том, как именно система раскрывает основания своих выводов. Для того чтобы руководитель мог осмысленно опереться на машинную рекомендацию, ему недостаточно видеть итоговое число или цветовую индикацию риска. Ему необходимо понимать, почему система предлагает именно этот вариант, на каких допущениях построен прогноз и при изменении каких исходных условий рекомендация станет иной. Исследования в области объяснимого искусственного интеллекта показывают, что эффективные объяснения строятся как контрастные (почему вариант А, а не Б) и селективные, то есть выделяют лишь несколько наиболее значимых причин, релевантных текущей ментальной модели пользователя [25]. Это прямо противостоит как искушению выдать полный набор технических параметров модели, так и соблазну вовсе скрыть механизм вывода. Принцип рефлексивного интерфейса, таким образом, требует, чтобы информационная система была способна «держат зеркало» перед собственными рекомендациями, стимулируя тем самым критическое, а не пассивное отношение ЛПР. Ряд современных авторов обосновывают, что для задач высокой ответственности предпочтительны изначально интерпретируемые, а не «чёрные ящики» с апостериорными объяснениями, и предлагают конкретные архитектурные решения [26]. В рамках нашей концепции этот принцип замыкает остальные, без рефлексивного интерфейса невозможна ни подлинная когнитивная конгруэнтность, ни осмысленная аугментация, ни адаптивная стратификация, поскольку пользователь попросту не сможет откалибровать степень своего доверия к инструменту.

В совокупности эти четыре принципа задают ту теоретическую рамку, которая, с одной стороны, отличает когнитивно-информационную концепцию от традиционных систем поддержки решений, а с другой - от чисто бихевиористских подходов. Классические СППР, даже в их современных ВІ-реализациях, проектируются прежде всего вокруг данных и моделей, когнитивная сторона в них учитывается в лучшем случае как эргономика интерфейса, но не как системообразующий фактор [18]. Предлагаемая же концепция ставит когнитивный процесс в центр архитектуры, делая информационные артефакты продолжением мышления, а не внешним справочным слоем. В свою очередь, бихевиористские модели, блестяще вскрывшие механизмы искажений и предложившие архитектуру выбора, фокусируются главным образом на средовом дизайне - «надж»-структурах, подталкивающих к рациональности [5]. Однако они, как правило, не интегрируют динамические аналитические возможности машинного обучения, которые способны не только корректировать искажения, но и в реальном времени просчитывать последствия альтернатив. Когнитивно-информационная концепция восполняет этот пробел, она рассматривает информационную технологию не как среду фиксированных подсказок, а как активного участника когнитивного цикла, который в зависимости от сложности задачи может и предъявить «надж», и построить развёрнутое объяснение, и предоставить пространство для мысленного эксперимента.

Система методов

Проведённое исследование имело целью построение теоретической рамки, которая устраняла бы разрыв между накопленным знанием о когнитивных закономерностях управленческого мышления и инженерной практикой создания информационно-аналитических систем. В качестве такой рамки предложена когнитивно-информационная концепция принятия управленческих решений. Её центральный конструкт - когнитивно-информационный континуум - описывает непрерывное пространство взаимодействия ментальных структур лица, принимающего решения, и внешних информационных артефактов. Когда этот континуум нарушается, когда между формой представления данных и внутренними моделями руководителя возникает смысловой зазор, даже точная аналитика перестаёт конвертироваться в обоснованный выбор, а сама технология превращается из усилителя мышления в дополнительный источник когнитивной нагрузки. Восстановление непрерывности континуума требует не косметических улучшений интерфейсов, а проектирования всей системы поддержки решений вокруг естественных механизмов человеческого познания.

Концепция опирается на четыре сформулированных принципа. Принцип когнитивной конгруэнтности предписывает приводить форму подачи информации в соответствие с ментальными моделями, которыми оперирует руководитель, снижая издержки на мысленную перекодировку. Принцип



аугментации, а не замещения фиксирует роль технологии как расширения когнитивных способностей человека, а не как конкурента за финальное суждение. Принцип адаптивной стратификации требует варьировать глубину и характер поддержки в зависимости от сложности задачи и когнитивной нагрузки, избегая как избыточного вмешательства, так и недостаточности инструментов. Принцип рефлексивного интерфейса настаивает на том, чтобы система делала видимыми основания своих рекомендаций, стимулируя критическое, а не пассивное отношение к машинным выводам. В совокупности эти принципы задают отличительное ядро концепции, в отличие от традиционных СППР, где когнитивные аспекты вторичны по отношению к моделям и данным, и в отличие от чисто поведенческих подходов, фокусирующихся на средовых «надж», предлагаемая рамка рассматривает информационную технологию как активного участника распределённого когнитивного цикла.

На этом теоретическом фундаменте выстроена стратифицированная система методов, дифференцированных по характеру оказываемой когнитивной поддержки.

1. Интерпретационно-визуальные методы обеспечивают первичное схватывание структуры проблемы, адресуясь к преаттентивным механизмам восприятия.

2. Аналитико-корректирующие методы выполняют функцию встроенного оппонента, ослабляющего действие известных когнитивных искажений - от подтверждающего смещения до якорения.

3. Генеративно-рекомендательные методы, оснащённые объяснительным слоем, позволяют соединить вычислительную мощность предиктивных алгоритмов с человеческой способностью к смысловой навигации. Коллаборативно-рефлексивные методы распространяют эту логику на групповые решения, инструментально смягчая конформизм и поляризацию мнений.

Перечисленные страты интегрируются в трехуровневую архитектуру, где данные, когнитивные артефакты и диалоговое взаимодействие образуют цикл, направляющий движение внимания ЛППР от осознания проблемы к обоснованному выбору. Глубина разворачивания этого цикла определяется когнитивным профилем задачи, от лёгкой визуальной подсказки в рутинных ситуациях до полного контура со сценарным моделированием и групповой рефлексией в случаях высокой неопределённости.

Объяснительный потенциал концепции демонстрируется на целом классе управленческих ошибок, традиционно относимых к человеческому фактору, но при анализе вскрывающих свою природу как последствия разрыва когнитивно-информационного континуума. Критически важные сигналы оказываются когнитивно невидимыми не потому, что руководитель невнимателен, а потому, что информационная среда не придала им формы,

релевантной его восприятию. Отторжение точных алгоритмических рекомендаций объясняется не иррациональностью, а отсутствием рефлексивного интерфейса, который позволил бы осмысленно откалибровать доверие. В этом отношении концепция не конкурирует с доказательным менеджментом или организационной кибернетикой, а дополняет их недостающим звеном таким, как требование проектировать не только содержательную сторону аналитики, но и её когнитивно-информационную оболочку, исходя из закономерностей человеческого ума.

Вместе с тем необходимо трезво оценивать ограничения предложенного подхода. Остаётся открытым вопрос операциональной диагностики индивидуального когнитивного профиля ЛПР в реальном времени, без которой адаптивная стратификация рискует остаться декларацией. Рефлексивный интерфейс, призванный снижать автоматизационное смещение, сам может порождать иллюзию понимания – псевдопрозрачность, маскирующую скрытую сложность модели. Действенность коллаборативно-рефлексивных методов упирается в организационную культуру и готовность к подлинному диалогу, в иерархических средах инструменты, вскрывающие разногласия, могут встречать сопротивление. Наконец, сама концепция, будучи теоретическим построением, требует эмпирической валидации - как в лабораторных экспериментах, где можно изолировать вклад каждой страты методов, так и в полевых внедрениях, проверяющих её работоспособность в реальных управленческих контекстах.

Перспективы операционализации связаны с тремя магистральными направлениями. Одно из них – создание прототипов информационно-аналитических платформ, архитектура которых изначально строится вокруг стратифицированной системы методов, а не добавляет корректирующие и объяснительные модули постфактум к существующим ВІ-решениям. Здесь продуктивен синтез инженерии совместных когнитивных систем и современных подходов к интерпретируемому машинному обучению. Другое направление - разработка эмпирически верифицированной библиотеки когнитивно конгруэнтных визуальных шаблонов и корректирующих эвристик для типовых классов управленческих задач, что позволит стандартизировать проектирование и снизить порог внедрения. Третье - серия контролируемых экспериментов с использованием парадигмы микромиров, в которых одни и те же кейсы решаются при различной комбинации страт поддержки, что даст возможность количественно оценить вклад каждого уровня в точность, скорость и субъективную обоснованность решений.

Заключение

Проведённое исследование позволяет сформулировать общий вывод, который объединяет теоретические, концептуальные и методологические результаты работы. Современная управленческая практика столкнулась с парадоксальной ситуацией при которой объём доступных данных и



вычислительных мощностей растёт беспрецедентными темпами, однако качество стратегических и операционных решений не обнаруживает сопоставимого прироста. Анализ, предпринятый в исследовании, показывает, что корень этого парадокса лежит не в дефиците аналитических инструментов, а в устойчивом разрыве между когнитивной природой управленческого мышления и той формой, в которой информационные технологии предъявляют ему результаты своей работы. Устранение этого разрыва потребовало не усовершенствования отдельных компонентов – алгоритмов, интерфейсов или регламентов, – а построения сквозной теоретической логики, способной связать знания о человеческом познании с инженерными принципами проектирования систем поддержки решений.

В качестве такой логики в работе предложена когнитивно-информационная концепция. Её ядро составляет представление о когнитивно-информационном континууме – непрерывном пространстве, в котором ментальные структуры лица, принимающего решения, и внешние информационные артефакты образуют единую распределённую систему. Когда эта система спроектирована так, что форма подачи информации конгруэнтна внутренним моделям руководителя, технология становится естественным продолжением мышления, усиливая его, а не перегружая. Когда же континуум разорван – а именно такова ситуация в большинстве существующих корпоративных аналитических сред, – даже точные прогнозы не конвертируются в обоснованные решения, а сам инструмент рискует превратиться в генератор когнитивного шума. Четыре сформулированных принципа – когнитивной конгруэнтности, аугментации, адаптивной стратификации и рефлексивного интерфейса – задают операциональные ориентиры для восстановления этой непрерывности, переводя абстрактную идею в плоскость конкретных проектировочных требований.

Методологическим следствием концепции стала стратифицированная система методов, в которой инструменты поддержки дифференцированы не по типу математического аппарата, а по характеру оказываемой когнитивной помощи. Интерпретационно-визуальные методы берут на себя первичное схватывание смысла, разгружая рабочую память. Аналитико-корректирующие действуют как встроенный оппонент, ослабляющий систематические искажения. Генеративно-рекомендательные, оснащённые объяснительным слоем, соединяют машинное предсказание с человеческой способностью к смысловой навигации. Коллаборативно-рефлексивные процедуры распространяют эту логику на групповой контекст. Принципиально важно, что страты не являются изолированными опциями, они интегрированы в единый управленческий цикл, глубина развёртывания которого варьируется в зависимости от когнитивного профиля задачи – от лёгкой визуальной подсказки в рутинных ситуациях до полного контура со сценарным анализом и групповой рефлексией при высокой неопределённости.



Теоретическая значимость полученных результатов определяется тем, что концепция предлагает не ещё одну классификацию информационных систем, а смену исходной исследовательской оптики. Вместо традиционного вопроса «какие данные и модели нужны руководителю?» центральным становится вопрос «как должна быть устроена информационная среда, чтобы мышление руководителя могло развернуться в полную силу?». Такой сдвиг фокуса открывает продуктивное пространство для междисциплинарных исследований, в которых когнитивная наука, поведенческая экономика и информационная инженерия работают не как смежные, а как внутренне интегрированные области. Практическое значение работы связано с тем, что сформулированные принципы и стратифицированная система методов образуют готовый каркас для проектирования нового поколения информационно-аналитических платформ, а также для аудита уже внедрённых решений на предмет их когнитивной пригодности.

Разумеется, предложенная концепция не является завершённым продуктом. Она представляет собой теоретический фундамент, который нуждается в эмпирической валидации, в отработке процедур операциональной диагностики когнитивных профилей, в создании прототипов и полевых испытаниях. Однако уже в своём нынешнем виде она позволяет содержательно обсуждать то, что долгое время оставалось в тени, качество управленческого решения в цифровой среде определяется не столько объёмом данных, положенных на стол руководителю, сколько тем, насколько этот стол устроен в ладу с устройством человеческого ума.

Литература

1. Simon H.A. A Behavioral Model of Rational Choice // The Quarterly Journal of Economics. 1955. Vol. 69. No. 1. P. 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>.
2. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk // Econometrica. 1979. Vol. 47. No. 2. P. 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>.
3. Kahneman D. Thinking, Fast and Slow. New York: Farrar, Straus and Giroux, 2011. 499 p.
4. Gigerenzer G., Gaissmaier W. Heuristic Decision Making // Annual Review of Psychology. 2011. Vol. 62. P. 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>.
5. Thaler R.H., Sunstein C.R. Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness. New Haven: Yale University Press, 2008. 293 p.



6. LaValle S., Lesser E., Shockley R., Hopkins M.S., Kruschwitz N. Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value // MIT Sloan Management Review. 2011. Vol. 52. No. 2. P. 21–32.
7. Brynjolfsson E., Hitt L.M., Kim H.H. Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance? // SSRN Electronic Journal. 2011. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1819486>.
8. McAfee A., Brynjolfsson E. Big Data: The Management Revolution // Harvard Business Review. 2012. Vol. 90. No. 10. P. 60–68.
9. Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence. Boston: Harvard Business Review Press, 2018. 272 p.
10. Klein G. Sources of Power: How People Make Decisions. Cambridge, MA: MIT Press, 1998. 330 p.
11. Kahneman D., Klein G. Conditions for Intuitive Expertise: A Failure to Disagree // American Psychologist. 2009. Vol. 64. No. 6. P. 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>.
12. Hutchins E. Cognition in the Wild. Cambridge, MA: MIT Press, 1995. 381 p.
13. Hollnagel E., Woods D.D. Joint Cognitive Systems: Foundations of Cognitive Systems Engineering. Boca Raton: CRC Press, 2005. 240 p.
14. Woods D.D., Hollnagel E. Joint Cognitive Systems: Patterns in Cognitive Systems Engineering. Boca Raton: CRC Press, 2006. 232 p.
15. Dimara E., Franconeri S., Plaisant C., Bezerianos A., Dragicevic P. A Task-Based Taxonomy of Cognitive Biases for Information Visualization // IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. 2020. Vol. 26. No. 2. P. 1413–1432. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2872577>.
16. Gino F., Pisano G. Toward a Theory of Behavioral Operations // Manufacturing & Service Operations Management. 2008. Vol. 10. No. 4. P. 676–691. <https://doi.org/10.1287/msom.1070.0205>.
17. Bendoly E., Donohue K., Schultz K.L. Behavior in Operations Management: Assessing Recent Findings and Revisiting Old Assumptions // Journal of Operations Management. 2006. Vol. 24. No. 6. P. 737–752. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2005.10.001>.
18. Sharda R., Delen D., Turban E. Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support. 10th ed. Boston: Pearson, 2014. 656 p.
19. Davenport T.H., Ronanki R. Artificial Intelligence for the Real World // Harvard Business Review. 2018. Vol. 96. No. 1. P. 108–116.
20. Malone T.W. Superminds: The Surprising Power of People and Computers Thinking Together. New York: Little, Brown Spark, 2018. 384 p.



21. Dietvorst B.J., Simmons J.P., Massey C. Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms after Seeing Them Err // *Journal of Experimental Psychology: General*. 2015. Vol. 144. No. 1. P. 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>.
22. Dietvorst B.J., Simmons J.P., Massey C. Overcoming Algorithm Aversion: People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them // *Management Science*. 2018. Vol. 64. No. 3. P. 1155–1170. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2643>.
23. Skitka L.J., Mosier K.L., Burdick M. Does Automation Bias Decision-Making? // *International Journal of Human-Computer Studies*. 1999. Vol. 51. No. 5. P. 991–1006. <https://doi.org/10.1006/ijhc.1999.0252>.
24. Parasuraman R., Manzey D.H. Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration // *Human Factors*. 2010. Vol. 52. No. 3. P. 381–410. <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>.
25. Miller T. Explanation in Artificial Intelligence: Insights from the Social Sciences // *Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 267. P. 1–38. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2018.07.007>.
26. Rudin C. Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead // *Nature Machine Intelligence*. 2019. Vol. 1. P. 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>.
27. DeSanctis G., Gallupe R.B. A Foundation for the Study of Group Decision Support Systems // *Management Science*. 1987. Vol. 33. No. 5. P. 589–609. <https://doi.org/10.1287/mnsc.33.5.589>.
28. Nunamaker J.F. Jr., Dennis A.R., Valacich J.S., Vogel D.R., George J.F. Electronic Meeting Systems to Support Group Work // *Communications of the ACM*. 1991. Vol. 34. No. 7. P. 40–61. <https://doi.org/10.1145/105783.105793>.
29. Norman D.A. Some Observations on Mental Models // *Mental Models* / ed. by D. Gentner, A.L. Stevens. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1983. P. 7–14.
30. Vessey I. Cognitive Fit: A Theory-Based Analysis of the Graphs Versus Tables Literature // *Decision Sciences*. 1991. Vol. 22. No. 2. P. 219–240. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1991.tb00344.x>.
31. Licklider J.C.R. Man-Computer Symbiosis // *IRE Transactions on Human Factors in Electronics*. 1960. Vol. HFE-1. No. 1. P. 4–11.
32. Snowden D.J., Boone M.E. A Leader's Framework for Decision Making // *Harvard Business Review*. 2007. Vol. 85. No. 11. P. 68–76.

References

1. Simon H.A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>. (In Eng.)
2. Kahneman D., Tversky A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>. (In Eng.)
3. Kahneman D. (2011). *Thinking, Fast and Slow*. New York: Farrar, Straus and Giroux. 499 p. (In Eng.)
4. Gigerenzer G., Gaissmaier W. (2011). Heuristic Decision Making. *Annual Review of Psychology*, 62, 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>. (In Eng.)
5. Thaler R.H., Sunstein C.R. (2008). *Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness*. New Haven: Yale University Press. 293 p. (In Eng.)
6. LaValle S., Lesser E., Shockley R., Hopkins M.S., Kruschwitz N. (2011). Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21–32. (In Eng.)
7. Brynjolfsson E., Hitt L.M., Kim H.H. (2011). Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1819486>. (In Eng.)
8. McAfee A., Brynjolfsson E. (2012). Big Data: The Management Revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60–68. (In Eng.)
9. Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Boston: Harvard Business Review Press. 272 p. (In Eng.)
10. Klein G. (1998). *Sources of Power: How People Make Decisions*. Cambridge, MA: MIT Press. 330 p. (In Eng.)
11. Kahneman D., Klein G. (2009). Conditions for Intuitive Expertise: A Failure to Disagree. *American Psychologist*, 64(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>. (In Eng.)
12. Hutchins E. (1995). *Cognition in the Wild*. Cambridge, MA: MIT Press. 381 p. (In Eng.)
13. Hollnagel E., Woods D.D. (2005). *Joint Cognitive Systems: Foundations of Cognitive Systems Engineering*. Boca Raton: CRC Press. 240 p. (In Eng.)
14. Woods D.D., Hollnagel E. (2006). *Joint Cognitive Systems: Patterns in Cognitive Systems Engineering*. Boca Raton: CRC Press. 232 p. (In Eng.)
15. Dimara E., Franconeri S., Plaisant C., Bezerianos A., Dragicevic P. (2020). A Task-Based Taxonomy of Cognitive Biases for Information Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 26(2), 1413–1432. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2872577>. (In Eng.)



16. Gino F., Pisano G. (2008). Toward a Theory of Behavioral Operations. *Manufacturing & Service Operations Management*, 10(4), 676–691. <https://doi.org/10.1287/msom.1070.0205>. (In Eng.)
17. Bendoly E., Donohue K., Schultz K.L. (2006). Behavior in Operations Management: Assessing Recent Findings and Revisiting Old Assumptions. *Journal of Operations Management*, 24(6), 737–752. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2005.10.001>. (In Eng.)
18. Sharda R., Delen D., Turban E. (2014). *Business Intelligence and Analytics: Systems for Decision Support*. 10th ed. Boston: Pearson. 656 p. (In Eng.)
19. Davenport T.H., Ronanki R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116. (In Eng.)
20. Malone T.W. (2018). *Superminds: The Surprising Power of People and Computers Thinking Together*. New York: Little, Brown Spark. 384 p. (In Eng.)
21. Dietvorst B.J., Simmons J.P., Massey C. (2015). Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms after Seeing Them Err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>. (In Eng.)
22. Dietvorst B.J., Simmons J.P., Massey C. (2018). Overcoming Algorithm Aversion: People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them. *Management Science*, 64(3), 1155–1170. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2643>. (In Eng.)
23. Skitka L.J., Mosier K.L., Burdick M. (1999). Does Automation Bias Decision-Making? *International Journal of Human-Computer Studies*, 51(5), 991–1006. <https://doi.org/10.1006/ijhc.1999.0252>. (In Eng.)
24. Parasuraman R., Manzey D.H. (2010). Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration. *Human Factors*, 52(3), 381–410. <https://doi.org/10.1177/0018720810376055>. (In Eng.)
25. Miller T. (2019). Explanation in Artificial Intelligence: Insights from the Social Sciences. *Artificial Intelligence*, 267, 1–38. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2018.07.007>. (In Eng.)
26. Rudin C. (2019). Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>. (In Eng.)
27. DeSanctis G., Gallupe R.B. (1987). A Foundation for the Study of Group Decision Support Systems. *Management Science*, 33(5), 589–609. <https://doi.org/10.1287/mnsc.33.5.589>. (In Eng.)
28. Nunamaker J.F. Jr., Dennis A.R., Valacich J.S., Vogel D.R., George J.F. (1991). Electronic Meeting Systems to Support Group Work. *Communications of the ACM*, 34(7), 40–61. <https://doi.org/10.1145/105783.105793>. (In Eng.)
29. Norman D.A. (1983). Some Observations on Mental Models. In: Gentner D., Stevens A.L. (eds.). *Mental Models*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 7–14. (In Eng.)



30. Vessey I. (1991). Cognitive Fit: A Theory-Based Analysis of the Graphs Versus Tables Literature. *Decision Sciences*, 22(2), 219–240. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1991.tb00344.x>. (In Eng.)
31. Licklider J.C.R. (1960). Man-Computer Symbiosis. *IRE Transactions on Human Factors in Electronics*, HFE-1(1), 4–11. (In Eng.)
32. Snowden D.J., Boone M.E. (2007). A Leader's Framework for Decision Making. *Harvard Business Review*, 85(11), 68–76. (In Eng.)

© Барабицкий И.А, Сеньшова Е.А., 2026

