Международный научно-исследовательский журнал
«Прогрессивная экономика»
№ 8 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/dinamicheskaya-optimizacziya-upravlencheskih-reshenij-na-osnove-potokovyh-dannyh/
Научная статья / Original article
Шифр научной специальности ВАК: 5.2.6
УДК 005.311
DOI: 10.54861/27131211_2026_8_520



ДИНАМИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПОТОКОВЫХ ДАННЫХ

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. Статья посвящена методологическому осмыслению динамической оптимизации управленческих решений в организациях, использующих непрерывно поступающие данные. Показано, что переход от периодической аналитики к потоковой меняет сам объект управления: оптимизации подлежит уже не единичный выбор, а политика последовательных действий, пересматриваемая по мере появления событий, уточнения состояния системы и получения обратной связи. Теоретическое исследование выполнено посредством сравнительного анализа концепций ограниченной рациональности, динамических способностей, организационного научения, потоковой обработки, дрейфа концепта, онлайн- и предписывающей оптимизации. Предложена авторская модель четырёх времён управленческого контура: времени события, времени данных, времени модели и времени организационного действия. Их рассогласование рассматривается как самостоятельный источник потерь, который не устраняется простым ускорением вычислений. Динамическая оптимизация определяется как институционально ограниченный процесс обновления управленческой политики с учётом ожидаемого результата, неопределённости, цены переключения, несвоевременности и обратимости последствий. Разработан семистадийный контур, включающий регистрацию события, реконструкцию состояния, диагностику изменения режима, формирование альтернатив,

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

оптимизацию, санкционированное исполнение и двойную обратную связь. Сформулированы теоретические положения о темпоральной согласованности, нестационарности, границах автоматизации и роли управленческого суждения. Практическая ценность модели состоит в том, что она позволяет проектировать регламенты потокового управления без отождествления скорости реакции с качеством решения.

Ключевые слова: управленческое решение, потоковые данные, динамическая оптимизация, онлайн-обучение, нестационарность, дрейф концепта, предписывающая аналитика, обратная связь, алгоритмическое управление, динамические способности.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Барабицкий И.А., Сеньшова Е.А. Динамическая оптимизация управленческих решений на основе потоковых данных // Прогрессивная экономика. 2026. № 8. С. 520–534. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_8_520.

Статья поступила в редакцию: 28.07.2026 г. Одобрена после рецензирования: 31.08.2026 г. Принята к публикации: 01.09.2026 г.

DYNAMIC OPTIMIZATION OF MANAGERIAL DECISIONS BASED ON STREAMING DATA

Barabitskiy I.A., *Postgraduate Student, Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design, Saint Petersburg, Russia*
191186, Saint Petersburg, Bolshaya Morskaya Street, 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 Street, 18
e-mail: senshova@internet.ru

Abstract. The article develops a methodological view of dynamic managerial decision optimization in organizations using continuously arriving data. The shift from periodic to streaming analytics changes the object of optimization: rather than selecting a single best alternative, an organization updates a policy of sequential actions as events arrive, system states are refined, and feedback becomes available. The study synthesizes bounded rationality, dynamic capabilities, organizational learning, stream processing, concept drift, online optimization, and prescriptive analytics. An original four-clock model is proposed, distinguishing event time, data time, model time, and organizational action time. Misalignment among these clocks is treated as a specific source of managerial loss that cannot be eliminated merely by faster computation. Dynamic optimization is defined as an institutionally constrained process of policy revision that accounts for expected performance, uncertainty, switching costs, delay, and reversibility. A seven-stage decision loop is presented, including event capture, state reconstruction, regime-change diagnosis, alternative generation, constrained optimization, authorized implementation, and dual

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

feedback. The paper formulates propositions on temporal consistency, non-stationarity, automation boundaries, and managerial judgment. The framework can support the design of streaming decision governance without confusing response speed with decision quality.

Keywords: managerial decision, streaming data, dynamic optimization, online learning, non-stationarity, concept drift, prescriptive analytics, feedback, algorithmic management, dynamic capabilities.

JEL Classification: C61, C55, M15.

Conflict of interest. The author declares that there is no conflict of interest.

For citation: Barabitskiy I.A., Senshova E.A. (2026). Dinamicheskaya optimizatsiya upravlencheskikh reshenii na osnove potokovykh dannykh [Dynamic optimization of managerial decisions based on streaming data]. Progressivnaya ekonomika [Progressive Economy], 8, 520–534. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_8_520. (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 28/07/2026. Approved after review: 31/08/2026. Accepted for publication: 01/09/2026

Введение

Управленческая аналитика долгое время была организована вокруг отчётного периода. Сначала накапливались сведения, затем формировался отчёт, после чего руководитель принимал решение, рассчитанное на относительно устойчивый интервал исполнения. Потоковые данные размывают эту последовательность. События регистрируются почти одновременно с их возникновением, показатели пересчитываются непрерывно, а рекомендации могут обновляться быстрее, чем организация успевает их обсудить и реализовать. В результате прежняя формула «данные - анализ - решение» превращается в замкнутый контур, где каждое действие меняет последующий поток наблюдений [4–6].

Такой сдвиг нельзя описать только как техническое ускорение. Ограниченная рациональность сохраняется даже при резком росте вычислительных возможностей, внимание руководителей, время на согласование, способность интерпретировать сигнал и готовность пересматривать правила остаются ограниченными [1]. Кроме того, организация должна одновременно использовать накопленное знание и исследовать новые варианты, не имея гарантии, что вчерашняя эффективная практика сохранит ценность завтра [2]. С позиции теории динамических способностей ключевой становится способность замечать изменение, использовать открывшуюся возможность и перенастраивать ресурсы, а не просто повышать точность отдельного расчёта [3].

Литература по бизнес-аналитике последовательно связывает данные с переходом от описания к прогнозу и предписанию [4]. Однако потоковая среда добавляет принципиальное обстоятельство: данные не образуют завершённый набор. Они могут поступать с опозданием, нарушать порядок событий,

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

уточняться или отменяться, при этом решение часто требуется до того, как информационная картина станет полной. Работы по потоковой обработке поэтому рассматривают низкую задержку, обработку непрерывных последовательностей и работу с неполными либо запаздывающими событиями как особый класс задач [5; 6]. Для менеджмента это означает, что качество решения зависит не только от содержания данных, но и от того, в какой момент они стали доступны и какое действие уже было совершено к этому моменту.

Проблема исследования состоит в отсутствии целостной методологической рамки, связывающей техническую логику потоковой обработки с организационной логикой полномочий, ответственности и пересмотра решений. *Цель* статьи – разработать теоретическую модель динамической оптимизации управленческих решений на основе потоковых данных. Для достижения цели необходимо, уточнить содержание динамической оптимизации как управленческой категории, определить временную структуру потокового решения, построить процессуальный контур обновления управленческой политики, сформулировать условия распределения роли между алгоритмом и менеджером, обозначить критерии и ограничения дальнейшей эмпирической проверки.

Обзор литературы

Теоретическая основа динамической оптимизации складывается из работ об ограниченной рациональности, организационном научении и динамических способностях. Г. Саймон показал ограниченность управленческого выбора информацией и временем [1]; Дж. Марч связал адаптацию с балансом использования освоенных решений и поиска новых [2]; Д. Тис и соавторы – со способностью распознавать изменения и перенастраивать ресурсы [3]. Поэтому динамичность решения следует понимать шире простого ускорения расчёта.

Исследования бизнес-аналитики описывают переход от накопления данных к прогнозу и предписанию [4; 11], тогда как работы по потоковой обработке фиксируют специфику непрерывных, неограниченных и приходящих не по порядку данных, а также компромисс между корректностью, задержкой и стоимостью [5; 6]. Для менеджмента из этого следует важное разграничение, время события, доступности данных, пересчёта модели и фактического действия не совпадают автоматически.

Проблема изменчивости среды раскрывается в исследованиях дрейфа концепта и адаптивных окон [7; 8], онлайн- и нестационарной оптимизации [9; 10]. Обучение с подкреплением и теория многоруких бандитов дополняют эту логику последовательным выбором на обратной связи и балансом использования известного решения с исследованием альтернатив [12; 13]. Эти подходы хорошо формализуют адаптацию, но сами по себе не определяют организационные полномочия на изменение политики.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Организационную сторону раскрывают исследования человеко-алгоритмического взаимодействия, распределения решающей роли и алгоритмического контроля [14–17], риск-ориентированный жизненный цикл интеллектуальных систем закреплён в NIST AI RMF [18]. Сопоставление литературы выявляет разрыв, технические работы подробно объясняют обновление данных и моделей, а управленческие – полномочия и контроль. Для динамической оптимизации требуется единая рамка, связывающая временную структуру потока, изменение модели, допустимость действия и последующую обратную связь.

Материалы и методы

Исследование имеет теоретико-концептуальный характер, его задача – построить методологическую рамку формирования и пересмотра управленческого решения во времени. Использованы сравнительный теоретический анализ, концептуальное моделирование, темпоральный анализ, процессная декомпозиция управленческого контура и построение теоретических положений.

Сравнительный анализ сопоставляет теории ограниченной рациональности, организационного научения и динамических способностей [1–3] с исследованиями бизнес-аналитики и предписывающих моделей [4; 11], потоковой обработки, дрейфа и онлайн-оптимизации [5–10], а также человеко-алгоритмического взаимодействия [14–17]. Единицей анализа выбран управленческий контур - от регистрации события до исполнения решения и возникновения новой обратной связи.

Концептуальное моделирование применяется для разграничения потока данных и динамической оптимизации как управленческой категории. Темпоральный анализ выделяет четыре несовпадающих времени - события, данных, модели и организационного действия, такое разграничение опирается на исследования временной семантики, задержек и порядка событий в потоковых системах [5; 6]. Процессная декомпозиция используется для построения семистадийного контура, а теоретическое обобщение - для формулировки проверяемых положений.

Границы исследования составляют повторяемые решения, при которых данные поступают непрерывно или с высокой частотой, действие создаёт наблюдаемую обратную связь, а альтернативы допускают хотя бы частично формализованное сравнение. Уникальные стратегические решения без повторяемого контура и ситуации с принципиально ненаблюдаемыми последствиями в модель не включаются. Логика методологического построения исследования изложена в таблице 1.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Таблица 1

Логика методологического построения исследования

Table 1

The logic of methodological construction of research

Этап	Ключевой вопрос	Метод	Теоретический результат
Разграничение понятий	Что именно оптимизируется в потоковой среде?	Категориальный анализ	Переход от единичного решения к политике действий
Синтез теорий	Какие ограничения и механизмы объясняют разные дисциплины?	Сравнительный теоретический анализ	Связь рациональности, научения, нестационарности и предписания
Реконструкция времени	Почему быстрая аналитика не гарантирует своевременного управления?	Темпоральный анализ	Модель четырёх времён управленческого контура
Процессное моделирование	Как организовано обновление политики?	Декомпозиция контура	Семистадийная модель динамической оптимизации
Построение положений	Какие связи подлежат эмпирической проверке?	Теоретическое обобщение	Система исследовательских положений и граничных условий

Источник: разработано авторами
Source: developed by the authors

Результаты и обсуждение

В классической постановке оптимизация предполагает наличие множества альтернатив, критерия и ограничений. Даже если часть параметров неизвестна, задача мыслится как поиск решения для некоторого состояния среды. Потоковые данные делают эту постановку недостаточной, состояние среды не просто не полностью известно - оно изменяется в ходе самого выбора. Поэтому объектом оптимизации становится не действие как изолированный акт, а политика, то есть правило соответствия между наблюдаемым состоянием и допустимым действием.

Такое понимание сближает управленческую проблематику с онлайн-оптимизацией, где решение принимается последовательно, а функция потерь раскрывается после выбора [9]. В нестационарной постановке изменяются и сами зависимости, поэтому качество оценивается не только относительно единственного лучшего решения «задним числом», но и относительно меняющейся последовательности ориентиров. В исследованиях нестационарной стохастической оптимизации эта дополнительная сложность связывается с масштабом изменений среды и выражается через цену нестационарности [10]. Для теории менеджмента важно перевести этот

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

результат с языка алгоритмов на язык организационного действия, частый пересмотр может быть необходим, но каждый пересмотр имеет стоимость, требует полномочий и способен нарушить согласованность взаимозависимых процессов.

Предписывающая аналитика делает следующий шаг после прогнозирования, связывает наблюдаемые признаки с выбором действия при заданной целевой функции и ограничениях [11]. Но в управлении целевая функция редко является неизменной и исчерпывающей. Вместе с финансовым или операционным результатом приходится учитывать устойчивость процесса, допустимость риска, правовые границы, качество взаимодействия с клиентами и сотрудниками. Поэтому динамическая оптимизация не должна пониматься как непрерывная максимизация одного показателя. Она представляет собой последовательное согласование нескольких критериев, часть которых формализована, а часть сохраняет характер управленческого суждения.

В статье под динамической оптимизацией управленческих решений понимается институционально ограниченный процесс обновления политики действий на основании потоковых данных и обратной связи, направленный на снижение совокупных потерь во времени при изменяющихся целях, ограничениях и характеристиках среды. В определении принципиальны три элемента. Во-первых, оптимизируется последовательность, а не отдельная точка. Во-вторых, изменение решения не бесплатно, существуют издержки переключения, координации и объяснения. В-третьих, алгоритмический расчёт встроен в организацию и потому зависит от распределения прав на запуск, остановку, отклонение и пересмотр.

В информационных системах поток связывается с непрерывным поступлением данных и необходимостью обрабатывать последовательности, которые нельзя считать окончательно завершёнными [5; 6]. Для менеджмента этого недостаточно. Событие становится управленчески значимым только тогда, когда оно изменяет представление о состоянии объекта, допустимые альтернативы либо срочность действия. Таким образом, потоковые данные представляют собой последовательность событий, которые могут изменить стратегию управления до окончания запланированного периода.

Существует критическое различие между событиями, измерениями, состояниями и решениями. События происходят в реальном, операционном мире. Измерения записывают события в информационную систему. Состояние – это представление группы измерений. Решение связывает интерпретированное состояние с действием. Между этими различными элементами нет автоматической идентичности. Более того, в зависимости от выбранного окна наблюдения, метода агрегирования и допустимой задержки, одни и те же потоковые данные могут иметь различное представление состояния. В модели Dataflow выбор между корректностью, задержкой и

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

стоимостью рассматривается как неизбежный, а работа с неограниченными и приходящими не по порядку данными требует явной временной семантики [6]. В управленческой плоскости это означает необходимость заранее определить, какая степень неполноты допустима для конкретного класса решений.

Вторая особенность - изменение статистических зависимостей. Дрейф концепта означает, что отношения между признаками и целевой переменной могут меняться во времени, модель, корректная на прошлом интервале, постепенно или резко утрачивает применимость [7]. Адаптивные окна являются одним из способов обнаруживать изменения без заранее фиксированного масштаба времени [8]. Но даже если мы заметим дрейф, это ещё не говорит, что именно изменилось, это может быть среда, набор наблюдаемых данных, способ измерения или действия организации. Поэтому управленческий процесс должен отделять технический сигнал о падении качества модели от реальной диагностики нового режима.

Третья особенность - эндогенность. То, как решаем задачу, сразу меняет последующие данные: меняем цену – меняется спрос, меняем распределение персонала - меняется время обслуживания, меняем фильтрацию обращений – меняется состав наблюдаемых случаев. Поток данных, который используют для обучения, уже несёт следы прежней политики. Если не учитывать это, организация может принять последствия своих же действий за внешнее изменение среды. В динамической оптимизации обратная связь должна рассматриваться не только как средство улучшения модели, но и как возможный источник замкнутого самоусиления.

Главное методологическое отличие потокового управления состоит в множественности времён. В исследованиях потоковой обработки отдельно фиксируются временная семантика событий, задержки и проблема поступления данных не по порядку [5; 6]. В повседневной управленческой речи система при этом может называться работающей «в реальном времени», хотя событие, запись, расчёт и действие редко совпадают. Для анализа предлагается различать четыре времени, время события, время данных, время модели и время организационного действия.

Время события относится к моменту изменения управляемого объекта. Время данных фиксирует момент, когда событие стало доступно для обработки с достаточным качеством. Время модели отражает период актуальности параметров и момент пересчёта рекомендации. Время организационного действия включает интервал интерпретации, санкционирования, координации и фактического исполнения. Эти времена образуют не линейную очередь, а взаимозависимую систему, запоздалая запись может изменить уже исполненное решение, а организационная задержка способна сделать точный прогноз бесполезным.

Темпоральной согласованностью предлагается называть соответствие скорости изменения среды, частоты поступления данных, темпа обновления

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

модели и способности организации безопасно менять действия. Согласованность не означает максимальную скорость каждого элемента, потоковые архитектуры сами предполагают компромисс между своевременностью, корректностью и стоимостью обработки [6], а в нестационарной оптимизации изменение среды становится самостоятельным фактором качества решения [10]. Слишком частое обновление способно создать колебания, когда организация реагирует на шум, а сотрудники не успевают завершить предыдущую корректировку. Оптимальный темп должен быть соразмерен периоду, в течение которого решение сохраняет управленческий смысл, и цене ошибочного переключения.

Таблица 2

Режимы динамической оптимизации управленческих решений

Table 2

Modes of dynamic optimization of management decisions

Изменчивость режима	Обратимость	Режим	Роль алгоритма	Роль менеджмента
Умеренная	Высокая	Непрерывная автоматическая корректировка	Выбор и исполнение в пределах лимитов	Настройка ограничений, выборочный аудит
Умеренная	Низкая	Рекомендательная оптимизация	Расчёт альтернатив, риска и чувствительности	Санкционирование и ответственность за последствия
Высокая	Высокая	Управляемый цифровой эксперимент	Адаптивное распределение и обучение по отклику	Задание бюджета эксперимента и критериев остановки
Высокая	Низкая	Эскалация и сценарное управление	Раннее предупреждение, моделирование сценариев	Коллегиальное решение, пересмотр целей и ограничений

Источник: разработано авторами
Source: developed by the authors

Положение 1. Эффект потоковых данных на качество решения опосредован темпоральной согласованностью управленческого контура. Сокращение вычислительной задержки улучшает результат только тогда, когда сопоставимо сокращается время интерпретации и исполнения либо заранее установлена безопасная автоматизация.

Положение 2. Чем выше нестационарность среды, тем меньшую ценность имеет оптимальность относительно фиксированной исторической модели и тем большую - способность своевременно обнаруживать смену режима и пересматривать политику.

Положение 3. Частота обновления решения имеет нелинейный эффект. Редкий пересмотр увеличивает потери от запаздывания, а чрезмерно частый -

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

издержки переключения, координационные колебания и реакцию на шум. Следовательно, динамическая оптимизация предполагает выбор темпа изменения, а не только направления изменения.

Положение 4. Обратимость последствий расширяет допустимый уровень алгоритмической автономии, поскольку снижает цену ошибочной пробы и позволяет использовать поток как источник экспериментального научения. При низкой обратимости требуется перенос акцента с скорости выбора на устойчивость, объяснимость и процедуру эскалации.

Положение 5. Качество потокового управления определяется полнотой двойной обратной связи. Если обновляются только параметры модели, но не пересматриваются цели, ограничения и права участников, организация адаптируется внутри устаревшей постановки.

Положение 6. Управленческое суждение создаёт дополнительную ценность не за счёт произвольного вмешательства, а через интерпретацию причин изменения, формирование новых альтернатив и пересмотр нормативных ограничений - функций, которые не следуют непосредственно из потока наблюдений.

Практическое применение сформулированных положений требует учитывать риски, возникающие при построении и функционировании управленческого контура. Первый риск – подмена состояния измеряемым прокси-показателем. Потоковая система особенно убедительна, когда индикатор обновляется часто и визуально демонстрирует изменение. Но высокая частота не делает показатель содержательно валидным. Риск-ориентированный подход к системам искусственного интеллекта требует связывать измерение эффективности с контекстом применения, мониторингом и управлением последствиями на протяжении жизненного цикла [18]. Перед тем как автоматизировать, надо разобраться, какую часть управленческой цели отражает метрика, какие группы или последствия она пропускает и как будем замечать её деградацию.

Второй риск – это самоподтверждающаяся обратная связь. Когда решение решает, кому дать ресурс, дальше собираются данные только о тех, кому ресурс уже дали. Поэтому модель кажется всё точнее, но её область наблюдения сужается. Считаю, что чтобы снизить этот риск, нужно держать контрольные выборки, фиксировать варианты, которые не выбрали, проводить «теневые» тесты и время от времени проверять, откуда берутся причины.

Третий риск – институциональная безответственность. В сложном контуре решение делят между владельцем данных, разработчиком модели, функциональным руководителем и исполнителем. Если ответственность не привязывают к конкретным переходам между стадиями, ошибку сразу же списывают на систему, а правила не меняются. Исследования алгоритмического контроля показывают, что технические возможности системы меняют структуру организационного контроля и возможность

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

оспаривать решения. Поэтому журнал решений должен фиксировать не только итоговое действие, но и версию данных, версию модели, ограничения и того, кто санкционирует.

Четвёртый риск – ложная срочность. Когда поток идёт, сразу хочется реагировать на каждый сигнал. Но зрелая система умеет держать паузу. Система собирает подтверждения, ждёт, пока окно закроется, и сохраняет прежнюю политику, если выгода ниже стоимости переключения. Требования к надёжности, управлению рисками, прозрачности и мониторингу должны быть встроены в жизненный цикл системы, а не добавляться после её внедрения [18].

Из перечисленного следуют пять требований к регламенту, явная семантика времени и свежести данных, раздельная фиксация прогноза, рекомендации и санкционированного действия, лимиты автономии для каждого класса решений, независимый мониторинг качества и дрейфа, право на остановку и пересмотр цели. Эти требования формируют организационную инфраструктуру динамической оптимизации.

Предложенная модель уточняет содержание управления на основе данных. Исследования бизнес-аналитики и предписывающих методов показывают движение от накопления и интерпретации данных к выбору действия [4; 11]. Однако данные создают ценность не потому, что поступают непрерывно, а потому, что организация способна превратить их в своевременное, ограниченное и обратимое действие. Потоковая архитектура без адаптивных полномочий лишь ускоряет обнаружение проблемы, адаптивные полномочия без контроля способны ускорить ошибку.

Теоретическая новизна состоит в переносе фокуса с точности модели на согласованность четырёх времён и качество переходов между стадиями контура. Такой подход соединяет временную проблематику потоковой обработки [5; 6], нестационарность [7; 10] и организационное распределение решающей роли [16; 17]. Он объясняет, почему две организации с одинаковой аналитической платформой могут получать различный результат. Различие возникает в допустимой неполноте данных, частоте пересчёта, цене переключения, праве отклонить рекомендацию и способности пересматривать постановку задачи.

Модель также связывает динамические способности с операционной аналитикой. Распознавание возможности соответствует реконструкции состояния и диагностике режима, использование возможности - формированию и выбору действия, трансформация - изменению ресурсов, ограничений и самой политики. Потоковые данные могут ускорять каждую из этих функций, но не заменяют организационного механизма их соединения.

Для практики менеджмента важно отказаться от универсального показателя «доля автоматизированных решений». Организационные исследования алгоритмической работы показывают, что автоматизация

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

меняет не только исполнение, но и конфигурацию контроля, экспертизы и полномочий [15–17]. Поэтому такой показатель не различает рутинное исполнение, управляемый эксперимент и необратимое решение. Более содержательными являются показатели времени от события до действия, доли рекомендаций, утративших актуальность до исполнения, частоты необоснованных переключений, качества обнаружения дрейфа, доли решений с зафиксированной версией данных и числа случаев, когда вторая петля обратной связи привела к изменению цели или ограничения.

Заключение

Потоковые данные изменяют не только скорость получения информации, но и форму управленческого решения. Оно перестаёт быть завершённым выбором и становится политикой, которая действует, наблюдает последствия и пересматривает себя. Поэтому динамическая оптимизация не сводится к непрерывному пересчёту максимума. Она должна учитывать нестационарность, стоимость переключения, неопределённость, несвоевременность и обратимость. Разработанная модель четырёх времён показывает, что «реальное время» является не свойством отдельной технологии, а характеристикой согласованности события, данных, модели и организационного действия. Семистадийный контур раскрывает места, где возникает управленческая ответственность, от качества регистрации до права изменить цель. Предложенные режимы распределения роли позволяют связать автономию алгоритма с изменчивостью среды и обратимостью последствий.

Главный вывод заключается в том, что динамической должна быть не только модель, но и архитектура управления. Организация получает преимущество не тогда, когда реагирует на каждый сигнал, а когда умеет различать изменение и шум, выбирать темп пересмотра, ограничивать автоматизацию и превращать обратную связь в изменение не только параметров, но и правил принятия решений.

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. March J. G. Exploration and Exploitation in Organizational Learning // Organization Science. 1991. Vol. 2, No. 1. P. 71–87. https://doi.org/10.1287/orsc.2.1.71.
3. Teece D. J., Pisano G., Shuen A. Dynamic Capabilities and Strategic Management // Strategic Management Journal. 1997. Vol. 18, No. 7. P. 509–533.
4. Chen H., Chiang R. H. L., Storey V. C. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact // MIS Quarterly. 2012. Vol. 36, No. 4. P. 1165–1188. https://doi.org/10.2307/41703503.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

5. Stonebraker M., Çetintemel U., Zdonik S. The 8 Requirements of Real-Time Stream Processing // ACM SIGMOD Record. 2005. Vol. 34, No. 4. P. 42–47. https://doi.org/10.1145/1107499.1107504.

6. Akidau T., Bradshaw R., Chambers C., Chernyak S., Fernández-Moctezuma R. J., Lax R., McVeety S., Mills D., Perry F., Schmidt E., Whittle S. The Dataflow Model: A Practical Approach to Balancing Correctness, Latency, and Cost in Massive-Scale, Unbounded, Out-of-Order Data Processing // Proceedings of the VLDB Endowment. 2015. Vol. 8, No. 12. P. 1792–1803. https://doi.org/10.14778/2824032.2824076.

7. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A Survey on Concept Drift Adaptation // ACM Computing Surveys. 2014. Vol. 46, No. 4. Article 44. P. 1–37. https://doi.org/10.1145/2523813.

8. Bifet A., Gavaldà R. Learning from Time-Changing Data with Adaptive Windowing // Proceedings of the 2007 SIAM International Conference on Data Mining. Philadelphia: SIAM, 2007. P. 443–448. https://doi.org/10.1137/1.9781611972771.42.

9. Zinkevich M. Online Convex Programming and Generalized Infinitesimal Gradient Ascent // Proceedings of the 20th International Conference on Machine Learning. 2003. P. 928–936.

10. Besbes O., Gur Y., Zeevi A. Non-Stationary Stochastic Optimization // Operations Research. 2015. Vol. 63, No. 5. P. 1227–1244. https://doi.org/10.1287/opre.2015.1408.

11. Bertsimas D., Kallus N. From Predictive to Prescriptive Analytics // Management Science. 2020. Vol. 66, No. 3. P. 1025–1044. https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253.

12. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2018. 552 p.

13. Lattimore T., Szepesvári C. Bandit Algorithms. Cambridge: Cambridge University Press, 2020. https://doi.org/10.1017/9781108571401.

14. Jarrahi M. H. Artificial Intelligence and the Future of Work: Human–AI Symbiosis in Organizational Decision Making // Business Horizons. 2018. Vol. 61, No. 4. P. 577–586. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007.

15. Faraj S., Pachidi S., Sayegh K. Working and Organizing in the Age of the Learning Algorithm // Information and Organization. 2018. Vol. 28, No. 1. P. 62–70. https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.005.

16. Shrestha Y. R., Ben-Menahem S. M., von Krogh G. Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence // California Management Review. 2019. Vol. 61, No. 4. P. 66–83. https://doi.org/10.1177/0008125619862257.

17. Kellogg K. C., Valentine M. A., Christin A. Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control // Academy of Management Annals. 2020. Vol. 14, No. 1. P. 366–410. https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174.

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

18. Tabassi E. Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0). NIST AI 100-1. Gaithersburg, MD: National Institute of Standards and Technology, 2023. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1.

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. March J.G. (1991). Exploration and Exploitation in Organizational Learning. Organization Science, 2(1), 71–87. https://doi.org/10.1287/orsc.2.1.71. (In Eng.)
3. Teece D.J., Pisano G., Shuen A. (1997). Dynamic Capabilities and Strategic Management. Strategic Management Journal, 18(7), 509–533. (In Eng.)
4. Chen H., Chiang R.H.L., Storey V.C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. MIS Quarterly, 36(4), 1165–1188. https://doi.org/10.2307/41703503. (In Eng.)
5. Stonebraker M., Çetintemel U., Zdonik S. (2005). The 8 Requirements of Real-Time Stream Processing. ACM SIGMOD Record, 34(4), 42–47. https://doi.org/10.1145/1107499.1107504. (In Eng.)
6. Akidau T., Bradshaw R., Chambers C., Chernyak S., Fernández-Moctezuma R.J., Lax R., McVeety S., Mills D., Perry F., Schmidt E., Whittle S. (2015). The Dataflow Model: A Practical Approach to Balancing Correctness, Latency, and Cost in Massive-Scale, Unbounded, Out-of-Order Data Processing. Proceedings of the VLDB Endowment, 8(12), 1792–1803. https://doi.org/10.14778/2824032.2824076. (In Eng.)
7. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. (2014). A Survey on Concept Drift Adaptation. ACM Computing Surveys, 46(4), Article 44, 1–37. https://doi.org/10.1145/2523813. (In Eng.)
8. Bifet A., Gavaldà R. (2007). Learning from Time-Changing Data with Adaptive Windowing. Proceedings of the 2007 SIAM International Conference on Data Mining. Philadelphia: SIAM, 443–448. https://doi.org/10.1137/1.9781611972771.42. (In Eng.)
9. Zinkevich M. (2003). Online Convex Programming and Generalized Infinitesimal Gradient Ascent. Proceedings of the 20th International Conference on Machine Learning, 928–936. (In Eng.)
10. Besbes O., Gur Y., Zeevi A. (2015). Non-Stationary Stochastic Optimization. Operations Research, 63(5), 1227–1244. https://doi.org/10.1287/opre.2015.1408. (In Eng.)
11. Bertsimas D., Kallus N. (2020). From Predictive to Prescriptive Analytics. Management Science, 66(3), 1025–1044. https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253. (In Eng.)

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

12. Sutton R.S., Barto A.G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 552 p. (In Eng.)

13. Lattimore T., Szepesvári C. (2020). Bandit Algorithms. Cambridge: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781108571401. (In Eng.)

14. Jarrahi M.H. (2018). Artificial Intelligence and the Future of Work: Human–AI Symbiosis in Organizational Decision Making. Business Horizons, 61(4), 577–586. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007. (In Eng.)

15. Faraj S., Pachidi S., Sayegh K. (2018). Working and Organizing in the Age of the Learning Algorithm. Information and Organization, 28(1), 62–70. https://doi.org/10.1016/j.infoandorg.2018.02.005. (In Eng.)

16. Shrestha Y.R., Ben-Menahem S.M., von Krogh G. (2019). Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. California Management Review, 61(4), 66–83. https://doi.org/10.1177/0008125619862257. (In Eng.)

17. Kellogg K.C., Valentine M.A., Christin A. (2020). Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control. Academy of Management Annals, 14(1), 366–410. https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174. (In Eng.)

18. Tabassi E. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0). NIST AI 100-1. Gaithersburg, MD: National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1. (In Eng.)

© Барабицкий И.А, 2026 ., Сеньшова Е.А., 2026

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.