УДК 519.7
DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.018

Математическая модель выбора конфигурации интеллектуального агента для решения задач управления ресурсно-информационным обеспечением

И.Д. Самотин✉

Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация

Резюме. В статье рассматривается задача определения конфигурации интеллектуального агента, используемого для поиска текстовых данных и формирования информации для принятия решений в процессе ресурсного обеспечения организационной системы. На основе анализа основных задач, решаемых интеллектуальным агентом, сформулирована цель и поставлены задачи работы. В первую очередь определена целевая функция конфигурации интеллектуального агента, содержащая полноту охвата рынка, надежность источников текстовых данных, согласованность источников, актуальность данных. Для выбора конфигурации интеллектуального агента сформированы ограничения: на время работы агента, допустимую точность формируемой информации, минимальный охват рынка для поиска текстовых данных о ресурсах, на достоверность используемых источников, отклонения в извлекаемой информации, актуальность информации, а также бюджетное ограничение на разработку и функционирование интеллектуального агента. В результате получена математическая модель, описывающая целевое направление выбора конфигурации интеллектуального агента, а также ограничения для выбора конфигурации. Установка ограничений на выбор конфигурации интеллектуального агента осуществляется экспертно. Ввиду того, что интеллектуальный агент имитирует человеческие способности, установка ограничений интеллектуального агента на экспертном уровне не является недостатком, приводящим к повышению объема участия человека в работе агента. Экспертная настройка интеллектуального агента повышает точность решения задач управления ресурсно-информационным обеспечением и позволяет осуществить тонкую настройку под специфические особенности прикладной области. Предложена схема формирования информации интеллектуальным агентом для принятия решений в контуре управления.

Ключевые слова: интеллектуальный агент, принятие решений, ресурсное обеспечение, информационное обеспечение, математическое моделирование.

Для цитирования: Самотин И.Д. Математическая модель выбора конфигурации интеллектуального агента для решения задач управления ресурсно-информационным обеспечением. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2026;14(11). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2727 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.018

Mathematical model for selecting the configuration of an intelligent agent to solve resource and information support management problems

I.D. Samotin✉

Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

Abstract. This article addresses the problem of determining the configuration of an intelligent agent used to search for text data and generate information for decision-making during the resource provisioning of an organizational system. Based on an analysis of the primary tasks performed by the

© Самотин И.Д., 2026

intelligent agent, the study's objective and specific tasks are formulated. First, an objective function for the intelligent agent's configuration is defined, incorporating market coverage, the reliability and consistency of text data sources, and data currency. Constraints are established for selecting the configuration, covering agent runtime, the required accuracy of generated information, minimum market coverage for resource-related text data searches, source credibility, deviations in extracted information, data currency, and budget limits for the agent's development and operation. The result is a mathematical model describing the objective for selecting the intelligent agent's configuration, along with the associated constraints. These constraints are set through expert judgment. Given that the intelligent agent simulates human capabilities, setting constraints at an expert level is not a drawback that would necessitate increased human involvement in the agent's operations. Expert configuration enhances the accuracy of resource and information management tasks and allows for fine-tuning to the specific characteristics of the application domain. A scheme is proposed for how the intelligent agent generates information to support decision-making within the management loop.

Keywords: intelligent agent, decision-making, resource provision, information support, mathematical modeling.

For citation: Samotin I.D. Mathematical model for selecting the configuration of an intelligent agent to solve resource and information support management problems. *Modeling, Optimization and Information Technology.* 2026;14(11). (In Russ.). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2727 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.018

Введение

Современный этап развития технологий искусственного интеллекта обеспечил возможность их применения во всех сферах человеческой деятельности. Повышение качества и доступности указанных технологий позволяет автоматизировать задачи, которые ранее были доступны для решения только человеку. Среди таких задач можно выделить ресурсное обеспечение организационных систем [1]. Ресурсное обеспечение представляет собой сложный многоэтапный процесс, начинающийся с формирования потребности в ресурсах и завершающийся удовлетворением потребности. Материальные стадии ресурсного обеспечения могут быть связаны с физическим перемещением и потреблением ресурсов и не являются предметом данной статьи.

Однако в процессе ресурсного обеспечения организационной системы возникает необходимость в получении релевантной информации о ресурсах и способах их доставки [2]. Указанная задача получения информации может быть представлена как поиск данных в открытых источниках в сети интернет и извлечении требуемой информации об искомых ресурсах. Задача поиска информации традиционно решается путем ручного поиска и обработки данных. Однако современным более эффективным способом поиска и формирования информации является применение интеллектуальных агентов [3].

Таким образом, формируется задача ресурсно-информационного обеспечения, состоящая из двух взаимосвязанных блоков – поиска текстовых данных и формирования информации, а также принятия решений о ресурсном обеспечении на основе найденной информации. Интеллектуальный агент, используемый для поиска текстовых данных и формирования информации на их основе, имеет множество вариантов исполнения и может быть как универсальным инструментом, так и иметь узкую направленность [4]. Дополнительно интеллектуальный агент влияет на принятие решений, что также требуется учитывать при его проектировании и реализации [5].

Учитывая специфику рассматриваемой задачи, сформулирована цель работы – повышение эффективности применения интеллектуальных агентов в задачах поиска текстовых данных и формирования информации о ресурсах, а также принятия решений

на основе найденной информации, путем формализации выбора конфигурации агента и разработки схемы интеграции результатов поиска в управленческий контур.

Для достижения поставленной цели сформированы и решены следующие задачи:

– сформировать целевую функцию интеллектуального агента для поиска текстовых данных и формирования информации о ресурсах;

– разработать систему ограничений, влияющих на функционирование интеллектуального агента;

– предложить математическую модель выбора конфигурации интеллектуального агента;

– разработать схему интеграции результатов работы интеллектуального агента в контур принятия решений.

Материалы и методы

Интеллектуальный агент в процессе ресурсно-информационного обеспечения организационной системы решает задачу автоматического сбора информации о ресурсах на основе текстовых данных, представленных в открытых источниках. Следует отметить, что предлагаемая модель является именно моделью выбора конфигурации, а не задачей оптимизации в общем виде [6].

В результате работы интеллектуального агента формируются матрицы:

$\{c_{nj}\}, n = \overline{1,N}, j = \overline{1,J}$ – матрица цены ресурса n у источника ресурсов j;

$\{d_{nj}\}, n = \overline{1,N}, j = \overline{1,J}$ – матрица стоимости доставки ресурса n от источника ресурсов j;

$\{t_{nj}\}, n = \overline{1,N}, j = \overline{1,J}$ – матрица сроков поставки ресурса n у источника ресурсов j;

$\{a_{nj}\}, n = \overline{1,N}, j = \overline{1,J}$ – матрица доступности ресурса n у источника ресурсов j.

Показатель $P_a \in [0,1]$ характеризует качество формирования значений атрибутов. Ошибки этих значений могут влиять на допустимость и затраты закупочного решения. Учитывая объем текстовых данных о ресурсах в открытых источниках, а также существование неточности в текстовом описании ресурсов, реальное значение $P_a < 1$. Интеллектуальный агент извлекает из текстовых данных информацию об атрибутах k требуемых ресурсов. Качество работы интеллектуального агента предлагается оценивать метрикой accuracy на валидационном наборе D_{val}:

$$P_a(u) = \frac{1}{|D_{\text{val}}|} \sum_{(n,j,k) \in D_{\text{val}}} Q_k\left(\hat{v}_{njk}(u), v^*_{njk}\right), \quad |D_{val}| > 0,$$

где u – конфигурация интеллектуального агента, где $\hat{v}_{njk}$ – формируемый атрибут k ресурса n, v^*_{njk} – истинное значение атрибута k ресурса n. Каждая функция Q_k определена критерием определения верного результата и правилами обработки пропуска результата [7].

Основными параметрами, описывающими модель интеллектуального агента, выступают точность работы агента P_a, время работы агента для обработки всех ресурсов T_a, экономическая целесообразность применения агента R, что позволяет описать агента с позиций точности и времени работы. Однако на эффективность работы интеллектуального агента в задачах ресурсно-информационного обеспечения влияет также ряд дополнительных характеристик, описывающих охват рынка, достоверность источников текстовых данных, коэффициент галлюцинаций, дисперсию цен и согласование информации между источниками, актуальность данных.

В зависимости от охвата рынка источников текстовых данных при работе интеллектуального агента формируется полнота сбора информации. Охват рынка при

поиске ресурса по артикулу $n = \overline{1,N}$ представляет собой долю источников текстовых данных, по которым собраны данные, от общего числа источников.

$$C_a(u) = \frac{|\hat{S}(u)|}{|S_{total}|}, \quad \hat{S}(u) \subseteq S_{total}, \quad |S_{total}| > 0,$$

где S_{total} – заданное референтное множество источников текстовых данных, относительно которого оценивается охват; $\hat{S}(u)$ – подмножество источников, из которых агент при конфигурации u получил хотя бы один атрибут хотя бы одного ресурса.

Следует отметить, что полное множество текстовых данных требуется задать на экспертном уровне ввиду того, что текстовые данные в открытых источниках постоянно пополняются и могут появляться новые источники ресурсов. В реальных задачах источник ресурсов – организация, предлагающая ресурс к поставке. Источник текстовых данных – информационный ресурс, содержащий сведения о ресурсах и условиях их поставки. Один источник текстовых данных может описывать предложения нескольких поставщиков, а сведения об одном поставщике могут содержаться в нескольких источниках. При неполном охвате референтного множества предложений нахождение глобального оптимума относительно полного рынка не гарантируется. Найденное решение может совпадать с глобальным оптимумом, однако одна доля обследованных источников не позволяет установить величину возможного отклонения от него.

Параметр охвата рынка $C_a(u)$ при поиске и анализе ресурсов по артикулам интеллектуальным агентом критически важен для оптимизационных моделей потребителей и оператора ввиду того, что данный параметр влияет на множество допустимых решений $\{x_{nj}^i\}, n = \overline{1,N}, i = \overline{1,I}, j = \overline{1,J}$. В случае, когда $C_a < 1$, часть вероятно выгодных источников ресурсов не рассматривается, и даже при $P_a = 1$ оптимальное решение не гарантируется.

Важную роль при сборе информации из открытых источников текстовых данных приобретает их достоверность. Достоверность источника текстовых данных, который предлагает или описывает ресурс $n = \overline{1,N}$, определяется весовым коэффициентом ρ_s, характеризующим степень доверия к источнику текстовых данных s:

$$0 \le \rho_s \le 1, \quad s = \overline{1,S},$$

где $s = \overline{1,S}$ – источники текстовых данных, которые используются при оценке. При этом один источник текстовых данных $s = \overline{1,S}$ может содержать данные о различных источниках ресурсов $j = \overline{1,J}$. Максимальное значение $\rho_s = 1$ соответствует официальным сайтам источников ресурсов или верифицированным агрегаторам предложений. В противном случае, при сборе текстовых данных из вторичных источников информации достоверность определяется как $\rho_s < 1$ и устанавливается на экспертном уровне. Агрегированную достоверность текстовых данных по артикулу n у источника ресурсов j можно представить:

$$\rho_{nj} = \frac{\sum_{s=1}^{S} \rho_s \cdot w_{njs}}{\sum_{s=1}^{S} w_{njs}}, \quad w_{njs} \ge 0, \quad \sum_{s=1}^{S} w_{njs} > 0, \ n = \overline{1,N}, \quad j = \overline{1,J},$$

где S – множество источников текстовых данных для пар артикулов ресурсов $n = \overline{1,N}$ и производителей $j = \overline{1,J}$, w_{njs} – весовой коэффициент достоверности источника для пары (n,j). Достоверность ρ_{nj} влияет на достоверность матриц $\{c_{nj}\}$, $\{d_{nj}\}$, $\{t_{nj}\}$, $\{a_{nj}\}$ таким образом, что при низком значении ρ_{nj} значения атрибутов следует учитывать как ненадежные. В реальной практике применения требуется указывать нижний допустимый предел достоверности источника текстовых данных и вводить скорректированный показатель доступности $\tilde{a}_{nj} = a_{nj} \cdot 1\{\rho_{nj} \ge \rho_{\min}\}, n = \overline{1,N}, j = \overline{1,J}$.

При формировании атрибутов из неструктурированных текстовых данных из различных источников информации зачастую оказывается, что информация из различных источников противоречива [8]. В том случае, если числовая информация имеет значительное отклонение – требуется проверка источников текстовых данных. Особенно актуальной проверка источников является при формировании атрибута цены ресурса, т. к. цена ключевым образом влияет на оптимальность принятия решений оператором и потребителями.

Для определения отклонения цены ресурса, формируемых из источников текстовых данных, предлагается применение коэффициента согласованности источников:

Для случаев $m_{nj} = |S_{nj}| \geq 2$ предлагается вычислять среднюю цену:

$$\bar{c}_{nj} = \frac{1}{m_{nj}} \sum_{s \in S_{nj}} c_{nj}^{(s)}.$$

Для каждой средней цены рассчитать:

$$s_{nj}^{c} = \sqrt{\frac{1}{m_{nj}-1} \sum_{s \in S_{nj}} (c_{nj}^{(s)} - \bar{c}_{nj})^2}.$$

С использованием полученного значения вычислить:

$$\mathrm{CV}_{nj} = \frac{s_{nj}^{c}}{\bar{c}_{nj}}, \quad \bar{c}_{nj} > 0$$

и рассчитать коэффициент согласованности цен ресурсов:

$$\sigma_{nj} = \frac{1}{1+\mathrm{CV}_{nj}}.$$

Таким образом, увеличение согласованности повышает σ_{nj}, что соответствует направлению максимизации качества.

Определяющим значением при принятии решений выступает актуальность информации, формируемой на основе текстовых данных. Для многих ресурсов описательные атрибуты, такие как габаритные размеры, характеристики, не изменяются со временем и найденные единожды остаются актуальными. Однако цена ресурса изменяется часто и требуется проверка ее актуальности.

Для каждой используемой записи предлагается осуществить расчет:

$$\Delta_{nj}^{(s)} = \tau_{\mathrm{opt}} - \tau_{nj,s}^{\mathrm{upd}} \geq 0,$$

где τ_{opt} – время начала решения задачи выбора конфигурации интеллектуального агента, $\tau_{nj,s}^{\mathrm{upd}}$ – время последнего обновления цены в источнике s для пары (n, j).

В том случае, если для вычисления агрегированной цены используется несколько записей, то выбирается возраст самой старой реально использованной записи:

$$\Delta_{nj} = \max_{s \in \mathrm{S}_{nj}^{z}} \Delta_{nj}^{(s)},$$

где S_{nj}^{z} – непустое множество записей, участвующих в данном агрегировании. Если в агрегировании используется одно предложение, то применяется его дата актуализации. Вычисление актуальности данных производится как:

$$G_{nj} = \exp(-\Delta_{nj}/\tau_0), \quad \tau_0 > 0,$$

где $G_{nj} \in (0,1]$ и является безразмерным значением. При этом значение уменьшается с увеличением возраста данных.

Целевая функция интеллектуального агента максимизирует взвешенный индекс качества информации, сочетающий точность, охват, достоверность и актуальность данных:

$$F_a(u) = w_1 P_a(u) + w_2 C_a(\mathrm{u}) + w_3 \bar{\rho}(\mathrm{u}) + w_4 \bar{\sigma}(\mathrm{u}) + w_5 \bar{G} \to \max,$$

где $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 + w_5 = 1, w_m \geq 0, m = \overline{1,5}$ – предпочтения работы интеллектуального агента, которые не являются свободно оптимизируемыми весами.

Веса целевой функции интерпретируются как: w_1 – точность значений атрибутов; w_2 – полнота охвата рынка; w_3 – надежность источников; w_4 – согласованность источников; w_5 – актуальность данных. Конфигурация $u \in U$ задает выбор языковых моделей, наборов инструкций и лимитов поиска и обработки. U – заранее сформированный конечный набор допустимых конфигураций. Для каждой конфигурации на одинаковом валидационном наборе и при сопоставимых условиях определяются качество, время и затраты. Оптимизируется выбор конфигурации, а не веса критерия.

Интеллектуальный агент функционирует в условиях ограничений, которые требуется учитывать при выборе конфигурации. Ограничение по времени работы учитывает необходимость завершения поиска и формирования атрибутов $k = \overline{1,K}$ из текстовых данных для всех артикулов ресурсов $n = \overline{1,N}$.

$$T_a(u) \leq T_{a,\max},$$

где $T_{a,\max}$ – максимально допустимое время работы интеллектуального агента, которое согласовывается с максимальным временем на подготовку предложения. Время работы интеллектуального агента связано с целевой функцией через точность – в случае выбора более точной модели время работы увеличивается, как и наоборот.

Одним из наиболее важных ограничений, влияющих на принятие решений при решении задач ресурсно-информационного обеспечения организации, является ограничение допустимой точности информации, получаемой из текстовых данных:

$$P_a(u) \geq P_{\min} > 0,$$

где $P_{\min}$ – минимально допустимое значение точности информации, получаемой из текстовых данных, в соответствии с выбранной метрикой. Ограничений на выбор метрик не накладывается ввиду того, что для разных типов ресурсов наиболее релевантными могут выступать различные метрики.

Полнота охвата рынка позволяет сделать выводы о приближении решения к оптимальному, что требует ограничение на минимальный охват рынка поисковым агентом:

$$C_a(u) \geq C_{\min}.$$

Ограничение по охвату рынка приводит к необходимости обработки максимального количества источников информации. В связи с этим требуется ограничение на среднюю достоверность всех источников, используемых в работе интеллектуального агента.

$$\bar{\rho}(u) \geq \rho_{\mathrm{avg,min}}.$$

С учетом ограничения достоверности на работу интеллектуального агента вносятся коррективы в части доступности ресурсов у источников ресурсов

$\tilde{a}_{nj} = a_{nj} \cdot 1[\rho_{nj} \geq \rho_{\min}]$, что гарантирует использование только достоверных источников текстовых данных.

Параллельно с повышением актуальности информации, формируемой на основе текстовых данных, возможно увеличение отклонений в найденной информации, что контролируется ограничением согласованности:

$$\sigma_{nj} \geq \sigma_{min}, n = \overline{1, N}, J = \overline{1, J}.$$

Повышение количества источников текстовых данных приводит к повышению вероятности нахождения наиболее актуальной информации, но для сохранения совокупной актуальности получаемой информации требуется ограничение:

$$G_{nj} \geq G_{min}, n = \overline{1, N}, J = \overline{1, J}.$$

Модель выбора конфигурации интеллектуального агента должна учитывать ограничение, заключающееся в экономической целесообразности применения интеллектуального агента, а также бюджетное ограничение на разработку интеллектуального агента $a_{\text{cost}} \leq R_b$. Указанные ограничения взаимосвязаны с общим потоком заказов, поскольку при малом потоке разработка интеллектуального агента может оказаться экономически нецелесообразной.

С учетом определенной целевой функции и ограничений модель выбора конфигурации интеллектуального агента можно представить в виде:

$$\begin{cases} w_1 P_a(u) + w_2 C_a(\text{u}) + w_3 \bar{\rho}(\text{u}) + w_4 \bar{\sigma}(\text{u}) + w_5 \bar{G} \to \max \\ T_a(u) \leq T_{a,\max} \\ P_a(u) \geq P_{\min} > 0 \\ C_a(u) \geq C_{\min} \\ \bar{\rho}(u) \geq \rho_{\text{avg,min}} \\ \sigma_{nj} \geq \sigma_{min} \\ G_{nj} \geq G_{min} \\ \Delta L(u) - a_{\text{cost}}(u) \geq 0 \\ a_{\text{cost}} \leq R_b \\ n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}, j = \overline{1, J} \end{cases}.$$

Ввиду того, что интеллектуальный агент имитирует человеческие способности, то установка ограничений интеллектуального агента на экспертном уровне не является недостатком, приводящим к повышению объема участия человека в работе агента [9]. Экспертная настройка интеллектуального агента повышает точность решения задач управления ресурсно-информационным обеспечением и позволяет осуществить тонкую настройку под специфические особенности прикладной области.

Таким образом, представлена модель выбора конфигурации интеллектуального агента для решения задач ресурсно-информационного обеспечения, отличающаяся совокупным взвешенным индексом оптимизируемого критерия, и обеспечивающая формирование точной, полной, достоверной и актуальной информации, используемой при решении задач ресурсного обеспечения. При этом предлагаемая модель может применяться при снижении различных затрат [10].

Результаты

На Рисунке 1 представлена двухуровневая процедура интеграции интеллектуального агента как иерархия с двусторонними сигналами. Верхний информационный уровень передает матрицы и показатели их качества. Нижний

управленческий уровень возвращает ограничения времени, минимальной точности, охвата, бюджета и перечень критических позиций. Благодаря обратной связи агент обрабатывает данные в соответствии с задачей планирования, а не стремится к абстрактному максимуму качества любой ценой.

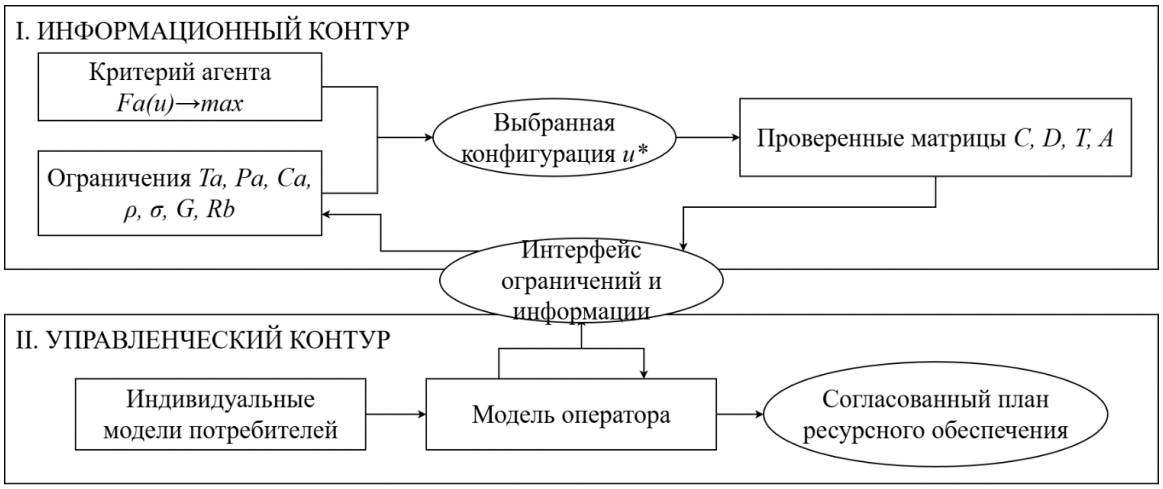

Рисунок 1 – Двухуровневая процедура интеграции интеллектуального агента
Figure 1 – Two-level intelligent agent integration procedure

Интеграционная процедура представляет собой версионируемый цикл. Каждый запуск процедуры сохраняет версии задания, конфигурацию интеллектуального агента и все полученные значения. При изменении модели формирования информации на основе текстовых данных или референтного множества создается новая конфигурация интеллектуального агента. Расчетные показатели качества работы агента не переносятся, осуществляется новая проверка на тестовом наборе данных.

Заключение

Конфигурация интеллектуального агента состоит из конечного и проверяемого набора параметров. Конечность множества конфигураций интеллектуального агента обеспечивает сравнение конфигураций возможным. Сравнение конфигураций следует проводить на одном валидационном наборе в сопоставимых вычислительных условиях. Показатели времени и стоимости измеряются для полного вычислительного цикла, включающего повторные поиски и проверки. В противном случае, даже более сложная конфигурация может демонстрировать меньшее время за счет отсутствия учета критически важных операций.

Таким образом, разработанная модель выбора конфигурации интеллектуального агента обеспечивает возможность использовать измеряемый элемент ресурсно-информационного обеспечения. Представленная модель связывает формируемые матрицы и доказательства, гарантирует заданные точность, охват, достоверность, согласованность и актуальность, а также определяет параметр выбора – конфигурацию интеллектуального агента.

Направление дальнейших исследований включает апробацию в различных отраслях и внесение корректировок в предложенную модель.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Львович Я.Е., Рындин Н.А. Оптимизация распределения ресурсного обеспечения на стадиях развития и функционирования цифровизированных организационных

систем. *Информационные технологии.* 2022;28(6):294–301. https://doi.org/10.17587/it.28.294-301
Lvovich Ya.E., Ryndin N.A. Optimization of the distribution of resource support at the stages of development and operation of digitalized organizational systems. *Information Technologies.* 2022;28(6):294–301. (In Russ.). https://doi.org/10.17587/it.28.294-301

2. Гусев П.Ю., Львович Я.Е. Оптимизация принятия решений при управлении в цифровизированной системе на основе многоэтапной процедуры блочного программирования. *Информационные технологии.* 2024;30(12):615–621.
Gusev P.Y., Lvovich Ya.E. Optimization of decision making when controlling in a digitalized system based on a multi-stage block programming procedure. *Information Technologies.* 2024;30(12):615–621. (In Russ.).
3. Хвалько Д.Т. Метод и архитектура адаптивной системы поддержки принятия решений на основе гибридного прогнозирования. *Моделирование систем и процессов.* 2026;19(2):118–125. https://doi.org/10.12737/2219-0767-2026-19-2-118-125
Khvalko D. The method and architecture of an adaptive decision support system based on hybrid forecasting. *Modeling of Systems and Processes.* 2026;19(2):118–125. (In Russ.). https://doi.org/10.12737/2219-0767-2026-19-2-118-125
4. Mohammadi M., Li Y., Lo J., Yip W. Evaluation and benchmarking of LLM agents: A survey. In: *Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining: Volume 2 (KDD 2025), 03–07 August 2025, Toronto, ON, Canada*. New York: ACM; 2025. P. 6129–6139. https://doi.org/10.1145/3711896.3736570
5. Скрыпников А.В., Высоцкая И.А., Евдокимова С.А., Зиновьева В.В., Никульчева О.С., Стукало О.Г. Выбор критерия оптимальности при принятии управленческих решений в сложных технических системах. *Моделирование систем и процессов.* 2024;17(1):120–128. https://doi.org/10.12737/2219-0767-2024-17-1-120-128
Skrypnikov A.V., Vysotskaya I.A., Evdokimova S.A., Zinov'eva V.V., Nikul'cheva O.S., Stukalo O.G. Selecting an optimality criterion when making management decisions in complex technical systems. *Modeling of Systems and Processes.* 2024;17(1):120–128. (In Russ.). https://doi.org/10.12737/2219-0767-2024-17-1-120-128
6. Ачкасов Д.А., Зольников К.В., Литвинов Н.Н. Изучение и моделирование эвристических алгоритмов оптимизации. *Моделирование систем и процессов.* 2025;18(1):17–28. https://doi.org/10.12737/2219-0767-2025-17-28
Achkasov D.A., Zolnikov K.V., Litvinov N.N. Study and modeling of heuristic optimization algorithms. *Modeling of Systems and Processes.* 2025;18(1):17–28. (In Russ.). https://doi.org/10.12737/2219-0767-2025-17-28
7. Khoshvaght H., Permala R.R., Razmjou A., Khiadani M. A critical review on selecting performance evaluation metrics for supervised machine learning models in wastewater quality prediction. *Journal of Environmental Chemical Engineering.* 2025;13(6):119675. https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.119675
8. Гусев П.Ю. Разработка системы классификации текстов по научным специальностям с применением методов машинного обучения. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии.* 2021;19(1):39–47.
Gusev P.Yu. Development of a classification system for texts by scientific specialties using machine learning methods. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies.* 2021;19(1):39–47. (In Russ.).
9. Sun J., Zhang Q., Duan Y., Jiang X., Cheng Ch., Xu R. Prompt, plan, perform: LLM-based humanoid control via quantized imitation learning. In: *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2024), 13–17 May 2024, Yokohama, Japan.* IEEE; 2024. P. 16236–16242. https://doi.org/10.1109/ICRA57147.2024.10610948

10. Гусев П.Ю. Оптимизация операционных затрат в многофункциональной цифровизированной системе на основе результатов предиктивной аналитики на примере авиастроительного предприятия. *Труды МАИ.* 2024;(137). URL: https://trudymai.ru/published.php?ID=181896
Gusev P.Yu. Optimization of operating costs in a multifunctional digitalized system based on the results of predictive analytics using the example of an aircraft manufacturing enterprise. *Trudy MAI.* 2024;(137). (In Russ.). URL: https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=181896

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Самотин Иван Дмитриевич, аспирант, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: i.d.samotin@mail.ru

Ivan D. Samotin, Postgraduate, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 18.09.2026; одобрена после рецензирования 19.11.2026; принята к публикации 27.11.2026.

The article was submitted 14.10.2026; approved after reviewing 13.11.2026; accepted for publication 27.11.2026.