

ТРУДЫ МОЛОДЫХ УЧЕНЫХ

Научная статья

УДК 004.852; DOI: 10.61260/2218-13X-2025-3-147-155

ИНФОРМАЦИОННО-АЛГОРИТМИЧЕСКИЕ ПРИНЦИПЫ ПРИОРИТЕЗАЦИИ ЗАДАЧ В УСЛОВИЯХ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

✉ Трушин Степан Михайлович.

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

✉ trushin@mirea.ru

Аннотация. Рассматривается приоритезация задач в информационных системах, где данные могут быть неполными, а условия – изменчивыми. Проанализированы существующие методы (Analytic Hierarchy Process, Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution, эвристики, машинное обучение) и показано, что ни один из них не обеспечивает одновременно устойчивость, адаптивность и понятность результатов. Предлагается модель приоритезации, которая автоматически учитывает важность признаков, работает с неполными данными и может объяснить свои решения. Также вводится корректировка приоритета с учётом связей между задачами. Проведён эксперимент, подтверждающий, что модель сохраняет стабильность при потере части данных. Решение можно применять в help desk-системах, управлении проектами, цифровых платформах и потоковых информационных системах.

Ключевые слова: приоритезация задач, неполные данные, адаптивный алгоритм, информационные системы, интерпретируемость, многокритериальный анализ

Для цитирования: Трушин С.М. Информационно-алгоритмические принципы приоритезации задач в условиях многокритериальной неопределенности // Науч.-аналит. журн. «Вестник С.-Петербург. ун-та ГПС МЧС России». 2025. № 3. С. 147–155. DOI: 10.61260/2218-13X-2025-3-147-155.

Scientific article

INFORMATION AND ALGORITHMIC PRINCIPLES OF TASK PRIORITIZATION UNDER MULTICRITERIA UNCERTAINTY

✉ Trushin Stepan M.

MIREA – Russian technological university, Moscow, Russia

✉ trushin@mirea.ru

Abstract. The paper addresses the task of prioritizing items in information systems operating under incomplete and changing data. It presents an analysis of existing methods (Analytic Hierarchy Process, Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution, heuristics, machine learning) and shows that none of them fully meet the requirements of robustness, adaptability, and interpretability. To address this, the authors propose a new model that automatically evaluates the importance of features, handles missing data, and provides understandable results. The model also adjusts priorities based on task dependencies. A numerical experiment confirms that the model remains stable even with significant data loss. The solution is applicable in help desk systems, project management, digital platforms, and real-time processing environments.

Keywords: task prioritization, incomplete data, adaptive algorithm, information systems, interpretability, multicriteria analysis

For citation: Trushin S.M. Information and algorithmic principles of task prioritization under multicriteria uncertainty // Scientific and analytical journal «Vestnik Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia». 2025. № 3. P. 147–155. DOI: 10.61260/2218-13X-2025-3-147-155.

Введение

Приоритизация задач является ключевой функцией автоматизированных информационных систем (АИС), обеспечивающей упорядочение операций с учётом их значимости, ресурсоёмкости и условий выполнения [1]. В условиях усложнения цифровой инфраструктуры и роста многозадачности она трансформируется в самостоятельный элемент информационного процесса.

Сложность обработки данных в распределённых системах обусловлена не только увеличением объёма и разнообразия задач, но и неполнотой входной информации, асинхронностью поступления данных и изменчивостью критериев оценки. Применение традиционных методов многокритериального анализа (МКР), таких как АНР (Analytic Hierarchy Process) [2], TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) [3], ELECTRE [4], а также их модификаций, показывает ограниченную применимость в условиях, где отсутствует жёстко зафиксированная структура признаков и гарантированная полнота данных. В частности, отмечаются снижение устойчивости моделей, необходимость переоценки параметров при изменении входных потоков и ограниченная масштабируемость.

Актуальные задачи, связанные с разработкой адаптивных алгоритмов обработки информации, формируются в рамках подходов к созданию интеллектуальных информационных систем (ИС), функционирующих в динамической, распределённой и ресурсно-ограниченной среде [5]. В этом контексте особое внимание уделяется механизмам автоматической приоритизации, обладающим следующими характеристиками:

- устойчивостью к отсутствию части данных;
- возможностью автономного изменения весов критериев;
- способностью к масштабируемой интеграции в архитектуру АИС;
- обеспечением интерпретируемости и воспроизводимости решений.

Цель настоящей работы – формализовать принципы информационно-алгоритмической приоритизации задач как элемента информационного процесса, определить ограничения существующих методов и сформулировать требования к адаптивным алгоритмам, способным функционировать в условиях многокритериальной неопределённости.

Для достижения цели решаются следующие задачи:

1. Проведение сравнительного анализа существующих методов приоритезации задач применительно к распределённым ИС.
2. Определение ограничений и критических факторов отказа традиционных подходов в условиях информационной неопределенности.
3. Выделение системных и алгоритмических требований к устойчивым методам приоритезации.

Обоснование формулировки приоритезации как логически выделяемого информационного преобразования, поддающегося алгоритмической реализации в составе АИС.

Теоретические основы и методы исследования

Задача приоритезации в АИС заключается в формировании упорядоченного множества задач на основе совокупности критериев, отражающих их значимость, срочность, ресурсоёмкость, риски и другие параметры [6]. С математической точки зрения приоритезация может быть представлена как преобразование множества задач $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$, каждая из которых описывается вектором признаков $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, в числовую приоритетную оценку p_i , определяющую порядок их обработки:

$$f: Z \rightarrow P, f(z_i) = p_i \in \mathbb{R}, p_i \geq 0.$$

Такое отображение должно быть инвариантным к частичной потере данных, масштабируемым и воспроизводимым, что особенно актуально для распределённых и многозадачных систем.

На практике для реализации приоритезации применяются различные МКР, среди которых наибольшее распространение получили: метод аналитической иерархии (АНР), метод близости к идеальному решению (TOPSIS), а также более современные модификации, включая VIKOR, ELECTRE и их гибридные формы. Кроме того, используются эвристические подходы (жадные алгоритмы, алгоритмы роя частиц, генетические стратегии), а также обучаемые модели – регрессионные предсказатели, бустинговые ансамбли и нейросетевые архитектуры. Однако, как показывает сопоставительный анализ, ни один из указанных классов методов не обладает в полной мере необходимыми характеристиками для устойчивой и масштабируемой приоритезации в условиях информационной неопределенности.

Сравнение основных групп методов по ключевым техническим критериям представлено в табл. 1 [2–4, 7].

Таблица 1

Сравнение методов приоритезации по основным техническим критериям

Метод	Работа с неполными данными	Поддержка адаптации	Интерпретируемость	Масштабируемость
АНР	Нет	Нет	Средняя	Низкая
TOPSIS	Частично (в модификациях)	Нет	Средняя	Ограниченнная
Эвристические методы	Нет	Частично	Низкая	Средняя
ML	Частично	Да (через переобучение)	Низкая	Хорошая

Как видно из таблицы, классические подходы предполагают наличие полной и структурированной информации и не предусматривают механизмов динамической настройки. В частности, методы АНР и TOPSIS чувствительны к отсутствующим значениям, они не позволяют автоматически корректировать веса критериев, а при увеличении числа задач демонстрируют экспоненциальный рост сложности. Обучаемые модели характеризуются высокой инерционностью: при появлении новых признаков или задач они требуют переобучения, что делает их неприменимыми в потоковых и отказоустойчивых ИС. Эвристики, в свою очередь, подвержены стохастической нестабильности результатов и не гарантируют нахождения воспроизводимого решения при одинаковых входных данных.

Методологической основой настоящего исследования является функционально-информационный подход, в рамках которого приоритезация трактуется как логически обособленный элемент обработки информации, обеспечивающий переход от входного потока задач к управляемому приоритетному плану действий. Такой подход позволяет рассматривать алгоритм не как внешнюю надстройку, а как внутреннюю часть архитектуры ИС, способную функционировать в условиях неполноты, асинхронности и изменчивости параметров.

Анализ проводился по четырём ключевым критериям: (1) устойчивость при пропусках значений, (2) способность к адаптации без переобучения, (3) интерпретируемость логики приоритезации и (4) техническая масштабируемость при росте объёма задач и признаков. Критерии были сформированы на основе анализа эксплуатационных сценариев в распределённых ИС, где задачи могут поступать частями, в разнородных форматах, без гарантий полноты и синхронности. Указанные условия характерны для help desk-систем, ИТ-управления, логистических платформ, систем мониторинга, цифровых двойников и других прикладных сфер.

В качестве методов исследования использовались: функциональный анализ существующих алгоритмов, аналитическая декомпозиция этапов ранжирования, формализация процедур агрегации и нормализации, сопоставление теоретических свойств с требованиями к промышленным ИС. Оценивались не только математические свойства моделей, но и практическая реализуемость: необходимость переобучения, возможность встраивания в микросервисную архитектуру, совместимость с REST-интерфейсами [8], отказоустойчивость.

Результаты сопоставления позволяют утверждать, что ни одна из существующих методик приоритезации не удовлетворяет одновременно всем четырём требованиям. Это обосновывает необходимость перехода к новому классу алгоритмов – адаптивным, интерпретируемым, устойчивым к неполной информации и масштабируемым. В рамках настоящей работы такие алгоритмы трактуются как элементы информационного процесса, обеспечивающие трансформацию входных потоков задач в управляемую приоритетную структуру, независимо от полноты, структуры и стабильности исходных данных.

Результаты исследования и их обсуждение

Проведённое функциональное сопоставление существующих методов приоритезации позволило определить, что ни один из них не обеспечивает одновременно устойчивость к неполным данным, автоматическую адаптацию весов, интерпретируемость логики и масштабируемость на больших объёмах входных задач. В условиях распределённых ИС с высокой динамикой потоков данных эти свойства являются критически важными.

В предлагаемом решении реализована цепочка адаптивной обработки, включающая следующие этапы: нормализация признаков с учётом их типа, автоматическое взвешивание критериев по дисперсионной значимости, расчёт агрегированной приоритетной оценки с учётом неполноты данных, а также каскадная корректировка по структуре межзадачных зависимостей. Логика функционирования модели представлена на рис 1.



Рис. 1. Информационно-алгоритмическая схема адаптивной приоритезации задач

Формально предлагаемая модель приоритезации представляет собой последовательность алгоритмических преобразований над множеством задач T_i , каждая из которых описывается вектором признаков $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, где часть значений может отсутствовать.

1. Нормализация признаков. Для обеспечения сопоставимости критериев используется адаптивная нормализация x'_{ij} с учётом их направленности (прямая, обратная, интервальная).

2. Взвешивание критериев [9]. Вес каждого критерия w_j определяется автоматически на основе дисперсии нормализованных значений:

$$w_j = \frac{\sigma_j}{\sum_k \sigma_k},$$

где σ_j – стандартное отклонение по критерию j . Чем выше разница задач по критерию, тем значимее он в итоговой оценке. Это позволяет избежать ручной настройки и адаптироваться к текущим данным.

3. Агрегация. Для каждой задачи вычисляется агрегированный приоритет P_i :

$$P_i = \frac{\sum_{j \in A_i} w_j x'_{ij}}{\sum_{j \in A_i} w_j},$$

где A_i – множество критериев, доступных у задачи i .

4. Коррекция на полноту. Вводится коэффициент полноты $c_i = \frac{|A_i|}{n}$. Итоговая оценка с учетом неполноты:

$$P'_i = P_i \times (1 - \alpha(1 - c_i)),$$

где $\alpha \in [0, 1]$ – коэффициент чувствительности к пропускам.

5. Каскадная корректировка. Если задача T_i имеет нисходящие зависимости (влияет на другие задачи), приоритет усиливается:

$$P''_i = P'_i \times (1 + \beta \times d_i),$$

где d_i – степень влияния; β – коэффициент каскадного усиления.

Интерпретируемость модели обеспечивается за счёт пошагового расчёта приоритетов, где каждое значение может быть объяснено через вклад отдельных признаков. Например, если задача А получила более высокий приоритет, чем задача В, это может быть объяснено тем, что:

- у А выше значение по критерию срочности, который имеет высокий вес вследствие большой дисперсии по данному признаку;
- задача А обладает большей полнотой данных, что повышает итоговую оценку $\rho(Z_i)$;
- А влияет на несколько других задач, и благодаря каскадной корректировке её приоритет дополнительно увеличен.

Таким образом, каждое решение модели может быть декомпозировано на вклад нормализации, взвешивания, коррекции на полноту и каскадного усиления, что позволяет пользователю проследить логику и обосновать результат в терминах исходных признаков и связей между задачами.

Для визуального пояснения интерпретируемости предлагаемой модели приоритезации обратимся к табл. 2, где демонстрируется, как формируется итоговый приоритет задач на основе ключевых признаков.

Таблица 2

Формирование итогового приоритета задач на основе ключевых признаков

Задача	Срочность	Полнота	Каскадность	Общий приоритет	Комментарий
A	0,9	1	0,8	0,88	Высокая срочность и каскадное влияние
B	0,7	0,6	0,4	0,65	Частичная неполнота и низкое влияние

В таблице приведены значения срочности, полноты данных и каскадного влияния на другие задачи. Итоговый приоритет рассчитывается как агрегированная функция этих факторов. Для каждой задачи добавлен комментарий, позволяющий в логически понятной форме обосновать результат. Например:

- задача А получила высокий приоритет (0,88), поскольку обладает максимальной полнотой, высокой срочностью и существенным влиянием на другие задачи;
- задача В, напротив, характеризуется частичной неполнотой данных и низким каскадным весом, что снижает её итоговую оценку до 0,65.

Таким образом, приоритизация остаётся интерпретируемой и воспроизводимой: каждый результат можно объяснить через вклад конкретных признаков, что критично при принятии решений в условиях неопределённости.

Для количественной верификации устойчивости модели к пропускам был проведён численный эксперимент. Использовались синтетические выборки объёмом 1 000 задач, каждая описывалась по 10 признакам. В условиях тестирования варьировалась доля пропущенных значений от 0 % до 40 %. В качестве метрики устойчивости применялся коэффициент ранговой корреляции Спирмена между приоритетами, рассчитанными по полной и неполной выборке. Сравнение с методами АНР и эвристическим подходом приведено на рис. 2.

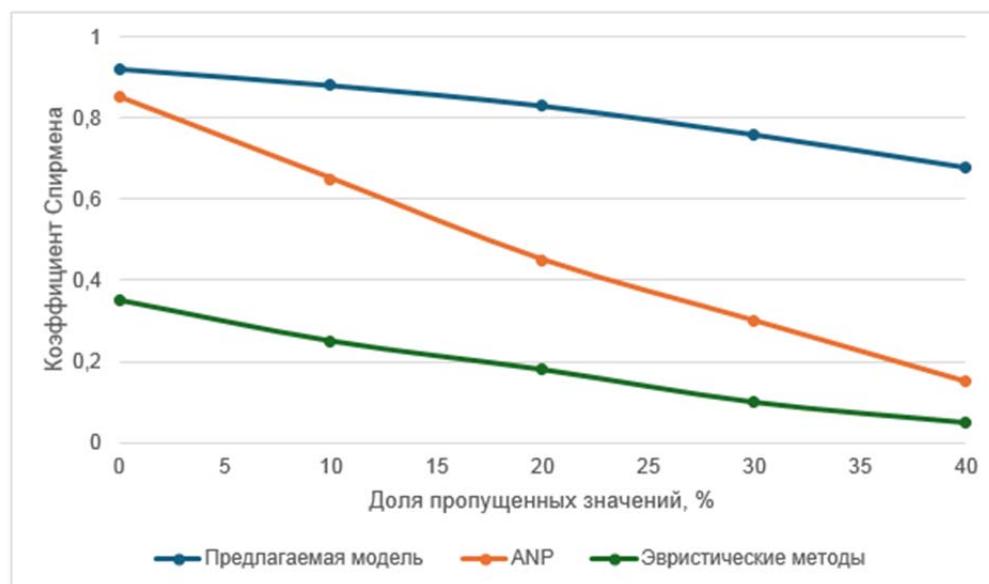


Рис. 2. Влияние неполноты данных на устойчивость приоритезации (коэффициент Спирмена [10])

Экспериментальные данные показывают, что предлагаемая модель сохраняет ранговую корреляцию выше 0,85 при неполноте до 30 %, тогда как АНР демонстрирует критическое снижение уже при 10 %, а эвристический подход теряет согласованность по всей шкале.

Отдельно протестирована масштабируемость алгоритма: модель демонстрирует квазилинейный рост времени обработки при увеличении количества задач от 1 000 до 100 000. Это достигается за счёт модульной структуры и независимой агрегации по критериям. Предложенный алгоритм реализуется в виде REST-сервиса и может быть интегрирован в микросервисную архитектуру корпоративных ИС, включая сценарии потоковой обработки.

Таким образом, полученные результаты демонстрируют способность модели функционировать в условиях реальной многокритериальной неопределенности с высокой степенью устойчивости, точности и технической гибкости. Это делает её применимой в задачах приоритезации в help desk-системах, проектных офисах, логистике и цифровых платформах управления.

Заключение

Выполненное исследование подтвердило, что задача приоритезации в современных ИС требует применения устойчивых, интерпретируемых и адаптивных алгоритмов, способных функционировать в условиях многокритериальной неопределенности и неполноты данных. На основе сравнительного анализа установлены ограничения традиционных методов, таких как АНР, TOPSIS, эвристические подходы и обучаемые модели.

Предложена формализованная модель приоритезации, включающая автоматическое взвешивание признаков, обработку неполных данных и каскадную коррекцию с учётом межзадачных зависимостей. Результаты численного эксперимента показали высокую устойчивость алгоритма (ранговая корреляция >0,85 при 30 % пропусков) и квазилинейную масштабируемость.

Разработанная модель может быть интегрирована в архитектуру распределённых ИС, включая help desk-платформы, системы управления проектами и цифровые сервисы. Перспективы дальнейшего развития включают реализацию обучаемых компонентов и адаптацию модели к потоковой обработке в реальном времени.

Список источников

1. Сапунков А.А., Афанасьева Т.В. Методика поддержки принятия решения в задаче приоритезации запросов пользователей в развивающихся программных продуктах // Автоматизация процессов управления. 2020. № 1 (59). С. 55–64. DOI: 10.35752/1991-2927-2020-1-5-55-64.
2. Kirana A.T., Putri E.P. Supplier Selection Analysis of Metallic Box Using Fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP) // Physics and Mechanics of New Materials and Their Applications: 2023: International Conference, Surabaya. Rostov-on-Don, Taganrog: Southern Federal University, 2023. P. 50–51.
3. Febrío A., Rachmatullah Sh. Aplikasi pemberian kredit menggunakan metode technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) // Insand Comtech : Information Science and Computer Technology Journal. 2022. Vol. 6. №. 1. DOI: 10.53712/jic.v6i1.1668. EDN QYEEHN.
4. Грудинина В.П. Анализ конкурентоспособности вакансий с использованием методов поддержки принятия решений ELECTRE I и ELECTRE II // Наука. Технологии. Инновации: сб. трудов. Новосибирск, 2015 г. Т. 1. С. 58–60. EDN VLWQWQ.
5. Kobrinskii B.A., Yankovskaya A.E. The problem of convergence of intelligent systems and their submergence in information systems with a cognitive decision-making component // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2020. № 4. P. 117–122. EDN ROFNJ.

6. Смоленцева Т.Е., Калач А.В., Трушин С.М. Совершенствование алгоритма управления сортировкой входной документации в системе электронного документооборота // Вестник Воронежского института ФСИН России. 2022. № 4. С. 167–176. EDN DIKAOV.
7. Farakhutdinov R.A. Heuristic optimization methods for linear ordering of automata // Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics. 2025. Vol. 25. № 2. P. 295–302. DOI: 10.18500/1816-9791-2025-25-2-295-302. EDN ZTYLML.
8. Иванова А.Г., Павлов Л.А. Интеграция данных «1С: предприятие» с web-приложениями с использованием REST-интерфейса // Информатика и вычислительная техника: сб. трудов. Чебоксары, 2016. С. 81–84. EDN WQRQH.
9. Ростовцев П.С. Перестановочный критерий для анализа взвешенной выборки // Социология: методология, методы, математические модели. 2002. № 15. С. 135–157. EDN PEYIPX.
10. Пудова Н.В., Никитин В.В. Анализ значений коэффициента ранговой корреляции Спирмена // Экономический анализ: теория и практика. 2004. № 3 (18). С. 52–56. EDN HYSOKB.

References

1. Sapunkov A.A., Afanas'eva T.V. Metodika podderzhki prinyatiya resheniya v zadache prioritezacji zaprosov pol'zovatelej v razvivayushchihся programmnyh produktah // Avtomatizaciya processov upravleniya. 2020. № 1 (59). S. 55–64. DOI: 10.35752/1991-2927-2020-1-5-55-64.
2. Kirana A.T., Putri E.P. Supplier Selection Analysis of Metallic Box Using Fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP) // Physics and Mechanics of New Materials and Their Applications: 2023 International Conference, Surabaya. Rostov-on-Don, Taganrog: Southern Federal University, 2023. P. 50–51.
3. Febrion A., Rachmatullah Sh. Aplikasi pemberian kredit menggunakan metode technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) // Insand Comtech : Information Science and Computer Technology Journal. 2022. Vol. 6. №. 1. DOI: 10.53712/jic.v6i1.1668. EDN QYEEHN.
4. Grudinina V.P. Analiz konkurentosposobnosti vakansij s ispol'zovaniem metodov podderzhki prinyatiya reshenij ELECTRE I i ELECTRE II // Nauka. Tekhnologii. Innovacii: sb. trudov. Novosibirsk, 2015 g. T. 1. S. 58–60. EDN VLWQWQN.
5. Kobrinskii B.A., Yankovskaya A.E. The problem of convergence of intelligent systems and their submergence in information systems with a cognitive decision-making component // Otkrytie semanticheskie tekhnologii proektirovaniya intellektual'nyh sistem. 2020. № 4. P. 117–122. EDN ROFNLJ.
6. Smolenceva T.E., Kalach A.V., Trushin S.M. Sovrshennstvovanie algoritma upravleniya sortirovkoj vhodnoj dokumentacii v sisteme elektronnogo dokumentooborota // Vestnik Voronezhskogo instituta FSIN Rossii. 2022. № 4. S. 167–176. EDN DIKAOV.
7. Farakhutdinov R.A. Heuristic optimization methods for linear ordering of automata // Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics. 2025. Vol. 25. № 2. P. 295–302. DOI: 10.18500/1816-9791-2025-25-2-295-302. EDN ZTYLML.
8. Ivanova A.G., Pavlov L.A. Integraciya dannyh «1S: predpriyatiya» s web-prilozheniyami s ispol'zovaniem REST-interfejsa // Informatika i vychislitel'naya tekhnika: sb. trudov. Cheboksary, 2016. S. 81–84. EDN WQRQH.
9. Rostovcev P.S. Perestanovochnyj kriterij dlya analiza vzveshenoj vyborki // Sociologiya: metodologiya, metody, matematicheskie modeli. 2002. № 15. S. 135–157. EDN PEYIPX.
10. Pudova N.V., Nikitin V.V. Analiz znachenij koeficiente rangovoj korrelyacii Spirmena // Ekonomicheskij analiz: teoriya i praktika. 2004. № 3 (18). S. 52–56. EDN HYSOKB.

Информация о статье:

Статья поступила в редакцию: 26.06.2025; одобрена после рецензирования: 22.07.2025;
принята к публикации: 25.07.2025

Information about the article:

The article was submitted to the editorial office: 26.06.2025; approved after review: 22.07.2025;
accepted for publication: 25.07.2025

Информация об авторах:

Трушин Степан Михайлович, старший преподаватель кафедры прикладной математики МИРЭА –
Российского технологического университета (119454, Москва, пр. Вернадского, д. 78), e-mail:
trushin@mirea.ru, <https://orcid.org/0009-0004-2507-4732>

Information about authors:

Trushin Stepan M., senior lecturer of the department of applied mathematics of the MIREA – Russian
university of technology (119454, Moscow, Vernadsky ave., 78), e-mail: trushin@mirea.ru,
<https://orcid.org/0009-0004-2507-4732>