

НАУЧНАЯ СТАТЬЯ / RESEARCH PAPER

УДК 69.05

DOI: 10.22227/1997-0935.2026.6.1025-1040

Оптимизация размещения зданий на участках сложной формы методами искусственного интеллекта

Михаил Владимирович Гуреев¹, Вадим Игоревич Волощук²

¹ Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ); г. Москва, Россия;

² Южный федеральный университет (ЮФУ); г. Ростов-на-Дону, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. Рассматривается задача оптимизации размещения зданий на земельных участках сложной формы на ранних стадиях проектирования, когда исходные данные ограничены, а требования задаются системой геометрических ограничений и целевых показателей качества. Актуальность обусловлена высокой трудоемкостью ручной проработки вариантов и необходимостью объективного сравнения компоновочных решений при нерегулярной геометрии границ участка. Научная новизна состоит в формализации постановки задачи и сравнительном исследовании эвристических и интеллектуальных методов в едином вычислительном протоколе.

Материалы и методы. Экспериментальная база включает 79 объектов и сравнение 18 методов ИИ генерации и селекции планировочных решений. Для отбора вариантов применены регрессионные модели, обученные и проверенные с группировкой по объектам. Участки сложной формы моделировались синтетическими конфигурациями. Оценка решений выполнялась по интегральной целевой функции и системе штрафов за нарушения ограничений.

Результаты. Выделены модели ИИ, оптимальные для ранжирования вариантов при фиксированном вычислительном бюджете, которые обеспечивают устойчивое упорядочивание решений; для Random Forest достигнуты значения R^2 порядка 0,995–0,999. Выявлен практический компромисс между оптимальностью и допустимостью: доля допустимых решений существенно зависит от метода и режима селекции (в отдельных сценариях — около 39 против 99 %).

Выводы. Найдены оптимальные модели ИИ, предоставляющие возможность реализовывать генерацию вариантов планировочных решений для формирования массинг-моделей, расчет показателей качества и допустимости, а также сопоставление методов по единым правилам оценивания, позволяющее решать задачи управления показателями инвестиционно-строительного проекта на ранних этапах жизненного цикла объекта.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: оптимизация размещения, планировочная компоновка, участок сложной формы, целевая функция, штрафные ограничения, эвристические алгоритмы, методы искусственного интеллекта, ранняя стадия проектирования, устойчивость решений, вычислительный бюджет, показатели инвестиционно-строительного проекта

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Гуреев М.В., Волощук В.И. Оптимизация размещения зданий на участках сложной формы методами искусственного интеллекта // Вестник МГСУ. 2026. Т. 21. Вып. 6. С. 1025–1040. DOI: 10.22227/1997-0935.2026.6.1025-1040

Автор, ответственный за переписку: Михаил Владимирович Гуреев, mvgureev@gmail.com.

Optimization of building placement on irregularly shaped land plots using artificial intelligence methods

Mikhail V. Gureev¹, Vadim I. Voloshchuk²

¹ Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) (MGSU); Moscow, Russian Federation;

² Southern Federal University (SFedU); Rostov-on-Don, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. This paper addresses the problem of optimizing building placement on land plots of complex shape at the early stages of design, when initial data are limited and the requirements are specified as a system of geometric constraints and quality targets. The relevance of the study stems from the high labor intensity of manually preparing layout alternatives and the need for an objective comparison of layout solutions for plots with irregular boundary geometry. The scientific novelty of the study lies in the formalization of the problem statement and the comparative study of heuristic and intelligent methods within a single computational protocol.

Materials and methods. The experimental dataset includes 79 objects and covers the comparison of 18 AI methods for generating and selecting planning solutions. Regression models were used to select alternatives; these models were trained and verified by grouping the objects. Complex-shaped areas were modeled using synthetic configurations. The solutions were evaluated using a composite objective function and a system of penalties for constraint violations.

Results. The results identify AI models that are optimal for ranking alternatives under a fixed computational budget and provide a stable ordering of solutions. For Random Forest, the achieved R^2 values are in the range of 0.995–0.999. A practical compromise between optimality and admissibility was identified, with the proportion of admissible solutions being significantly affected by the selection method and mode, ranging from approximately 39 to 99 % in certain scenarios.

Conclusions. The study identified optimal AI models that enable the generation of planning solutions, the calculation of quality and admissibility indicators, and the comparison of methods using unified evaluation rules. This supports the early-stage assessment and management of investment and construction project indicators.

KEYWORDS: placement optimization, site layout planning, irregular plot, objective function, penalty constraints, heuristic optimization, artificial intelligence, early-stage design, solution robustness, computational budget, investment and construction project indicators

FOR CITATION: Gureev M.V., Voloshchuk V.I. Optimization of building placement on irregularly shaped land plots using artificial intelligence methods. *Vestnik MGSU* [Monthly Journal on Construction and Architecture]. 2026; 21(6):1025-1040. DOI: 10.22227/1997-0935.2026.6.1025-1040 (rus.).

Corresponding author: Mikhail V. Gureev, mvgureev@gmail.com.

ВВЕДЕНИЕ

Как известно, руководством Правительства РФ сформулированы ключевые цели развития строительной отрасли¹ — комфортная и безопасная среда для жизни и цифровая трансформация. Одна из базовых задач стратегии для реализации поставленных целей — повышение комфортности и улучшение качества городской среды, эффективности использования земельных участков. Значимым элементом управления показателями инвестиционно-строительного проекта (ИСП) является земельный участок. В современном строительстве оптимизация пространственного размещения зданий на участках различной формы критически важна для минимизации неиспользуемого пространства, максимизации площадей озеленения и обеспечения устойчивости территорий.

Формирование подходов по генеративному проектированию идет активными темпами. В условиях цифровой трансформации отрасли все более актуальным становится применение методов искусственного интеллекта (ИИ) для поддержки процесса принятия решений, позволяющих оптимизировать планирование и выполнение работ, сокращая сроки и затраты, а также уменьшить риски и непредвиденные ситуации через прогнозирование и превентивные меры и улучшить взаимодействие между участниками проекта, обеспечивая своевременный доступ к необходимой информации.

Искусственный интеллект дает возможность строительным компаниям сократить издержки за счет автоматизации повторяющихся задач, повышения точности расчетов и оптимизации расхода материалов. Благодаря внедрению подходов по оптимизации строительных процессов с помощью ИИ производительность труда выросла на 40 % (рис. 1), что подтверждает экономическую целесообразность использования технологий ИИ [1].

¹ Об утверждении Стратегии развития строительной отрасли и жилищно-коммунального хозяйства РФ на период до 2030 г. с прогнозом до 2035 г. : Распоряжение Правительства РФ от 31.10.2022 № 3268-р.

Таким образом, важен вопрос о возможности применения методов ИИ для создания массинг-моделей, привязанных к земельным участкам, для ИСП многоквартирных жилых зданий.

Сегодня при создании массинг-моделей определена необходимость в индивидуально-комплексном подходе, учитывающем композиционно-пространственную структуру территории внутри жилых кварталов/микрорайонов, с учетом совокупности планировочных характеристик территории, нормативных требований и форм собственности на объекты капитального строительства [2].

Современная оптимизация традиционных методов территориального проектирования предполагает внедрение подходов, основанных на анализе данных, обеспечивающих проверку соответствия нормативам и показателям в режиме реального времени. Такой подход позволяет не только выполнить разработку планировочных решений, но и провести оценку их эффективности, выполнить генерацию альтернативных вариантов, редактирование, контроль качества, экспорт и координацию работ [3].

Авторами [4] выделены ключевые задачи, решение которых возможно осуществлять с помощью ИИ, — планирование градостроительных процессов, прогнозирование показателей (сроки, стоимость, нагрузки на инфраструктуру) и комплексный мониторинг строительства, в том числе с уже разработанными решениями в таких сферах, как оценка недвижимости и прогнозирование сроков строительства.

Отдельно следует отметить, что в последние годы активно развиваются генеративные подходы, ориентированные на формирование альтернатив проектных решений и оптимизацию по совокупности критериев. К числу таких направлений относятся условные генеративно-состязательные сети и обобщенные постановки генеративно-состязательного обучения [5, 6], вариационные автокодировщики как вероятностные генеративные модели [7], диффузионные модели как класс генеративных моделей с итеративным уточнением распределения решений [8], а также архитектуры трансформеров, лежащие в ос-

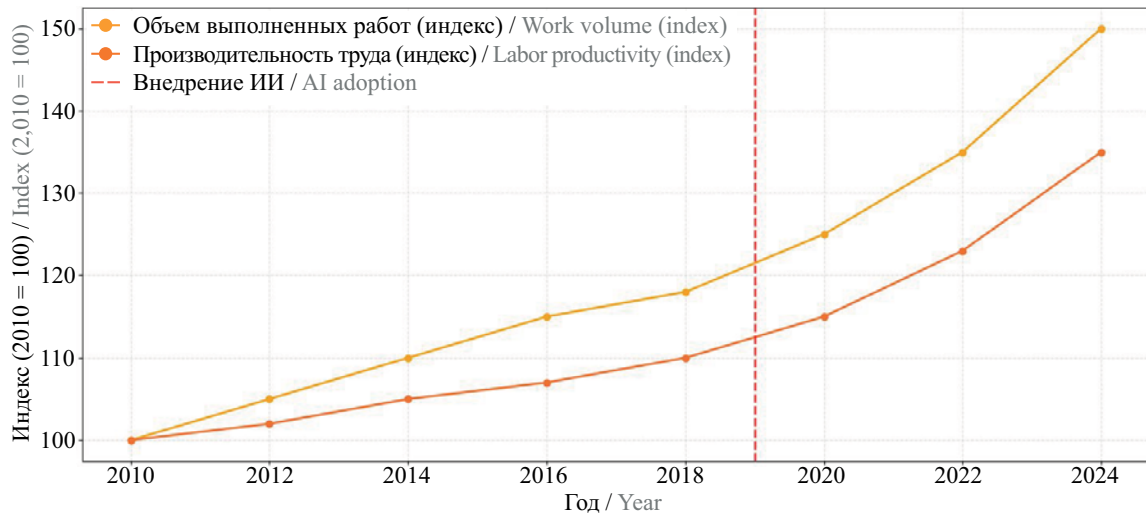


Рис. 1. Влияние ИИ на экономику строительной отрасли

Fig. 1. The economic effect of AI on the construction industry

нове современных языковых моделей и ряда генеративных систем, применяемых для поддержки проектных процедур [9]. Указанные подходы рассматриваются как перспективные для расширения множества генерируемых альтернатив и построения более сложных процедур оценки и ранжирования вариантов. Вместе с тем в рамках настоящего исследования акцент сделан на воспроизводимой вычислительной постановке с контролируемым набором показателей и ограничений, поэтому в части машинного обучения (МО) были апробированы преимущественно классические регрессионные модели, применяемые как инструмент отбора и ранжирования вариантов планировочных решений по целевым прокси-показателям, без генеративного синтеза геометрии.

Обобщая, можно сделать вывод, что методы ИИ активно внедряются в ИСП, что дает возможность последовательно повышать эффективность управления проектами. При этом остается востребованной экспериментальная база, позволяющая на едином протоколе сравнивать практико-ориентированные метрики (комфорт, инфраструктура, потенциальная доходность) для различных земельных участков.

Однако, по мнению ряда исследователей, технологии ИИ в архитектуре и градостроительстве представлены «слабым» ИИ и включают компьютерное моделирование, интеллектуальную поддержку принятия решений и другие алгоритмические функции. В перспективе есть теоретические разработки по созданию «сильного» ИИ, способного генерировать принципиально новые решения [10].

В рамках настоящего исследования ставится цель рассмотреть существующие модели ИИ и произвести на базе сравнения выбор оптимальной для формирования массинг-модели, привязанной к участку строительства для управления показателями ИСП.

Задачи исследования:

- рассмотреть существующие модели ИИ, выбрать подходящие для исследования;
- провести расчеты по выбранным моделям;
- проанализировать результаты и сделать вывод об оптимальной модели (группе моделей), укладывающейся в цель исследования.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Решение поставленных задач реализовано на языке программирования Python и включает генерацию вариантов планировочного решения, вычисление метрик качества и допустимости, а также сравнение методов поиска по единым правилам оценивания. Использованы методы, которые отражают типовую логику предпроектной проработки в строительстве: формирование наборов альтернативных компоновок, проверка ограничений и выбор рационального варианта по заданным показателям. Применение вычислительных методов целесообразно в ситуациях, когда требуется сопоставимо и в сжатые сроки оценить множество вариантов размещения корпусов на участке при наличии ограничений по отступам, плотности и интенсивности застройки, а также при необходимости одновременно учитывать несколько разнородных критериев. Отдельно отметим, что задача имеет прикладную потребность в масштабировании расчетов: на стадии выбора концепции стоит оценивать не единичное решение, а множество альтернатив — как для одного участка, так и для совокупности участков в рамках портфеля проектов. В этом контексте важны вычислительная трудоемкость методов и возможность получения результата в разумные сроки при фиксированном бюджете расчетов. Поэтому в работе рассматриваются подходы разной сложности — от быстрых схем построения и многостартового перебора до эволюционного поиска и ускоряющего ранжирования на основе МО,

что позволяет сопоставлять не только качество получаемых решений, но и их практическую применимость при массовом расчете вариантов [11–13].

Под планировочным решением далее понимается множество прямоугольных корпусов, размещаемых в пределах допустимой области участка с учетом ограничений. В задачах планировочного размещения распространены три группы подходов: 1) эвристические схемы (детерминированные и стохастические), позволяющие быстро получать набор вариантов; 2) методы МО, применяемые как приближенные модели или средства ускорения отбора наиболее перспективных вариантов из сформированного набора [11, 12]; 3) эволюционные алгоритмы многокритериальной оптимизации, обеспечивающие поиск компромиссных решений при конфликтующих целях [13]. Сильной стороной эвристических схем являются высокая скорость и простота интерпретации эволюционных алгоритмов — способность исследовать сложное про-

странство решений при наличии ограничений [13–15], методов МО — возможность использовать накопленные примеры для приоритизации вариантов и сокращения объема перебора. В прикладной постановке устойчивость результатов и риск недопустимости решений целесообразно трактовать как элементы надежности вычислительного процесса принятия решений, что согласуется с подходами к моделям надежности и рисков [14].

Для каждого планировочного решения рассчитывался набор показателей, характеризующих плотностные параметры, конфигурацию корпусов, обеспеченность разрывов между корпусами, контакт с периметром участка и соблюдение ряда ограничений. Используемые расчетные показатели приведены в табл. 1.

Сравнение проводилось по группе методов, определенным детерминированным схемам, которые задают размещение корпусов по заранее установленным

Табл. 1. Расчетные показатели, применяемые в вычислительном эксперименте

Table 1. Calculated indicators used in the computational experiment

Обозначение Notation	Формула Formula	Описание Description
M_1	$M_1 = \frac{S_{\text{пятна}/\text{spots}}}{S_{\text{уч}/\text{ooch}}}$	Коэффициент застройки: доля площади пятен застройки корпусов от площади участка Building coverage ratio: the ratio of the total building footprint area to the site area
M_2	$M_2 = fp \cdot floors$	Суммарная поэтажная площадь при заданной этажности Total gross floor area for the given number of storeys
M_3	$M_3 = \frac{M_2}{S_{\text{уч}/\text{ooch}}}$	Коэффициент интенсивности застройки: отношение суммарной поэтажной площади к площади участка Floor area ratio (FAR): the ratio of the total gross floor area to the site area
M_4	$M_4 = N_{\text{корп}/\text{corp}}$	Число корпусов (количество прямоугольников-корпусов в планировке) Number of buildings: the number of rectangular building footprints in the layout
M_5	$M_5 = mean \left(\frac{\max(w, h)}{\min(w, h)} \right)$	Средняя вытянутость корпусов по отношению сторон Mean building elongation: average aspect ratio of the building footprints
M_6	$M_6 = 1 \text{ нет разрывов / there are no gaps}$ $\max \left(0; \min \left(1; \frac{m_{\text{разр}/\text{section}}}{(0,5d_{\text{уч}/\text{ooch}})} \right) \right)$ иначе / otherwise	Нормированный показатель межкорпусных разрывов: основан на минимальном разрыве, нормирование выполнено по диагонали участка Normalized inter-building spacing indicator: based on the minimum gap between buildings and normalized by the site diagonal
M_7	$M_7 = \frac{N_{\text{точеквkontakte}/\text{vkontaktepoints}}}{N_{\text{точеквсего}/\text{pointtoeverything}}}$	Доля точек периметра участка, попавших в зону контакта с корпусами Share of site-boundary points located within the building contact zone

Окончание табл. 1 / End of the Table 1

Обозначение Notation	Формула Formula	Описание Description
M_8	$c_i = (x_i, y_i)$ — центр i -го корпуса / the center of the i -th building; $\bar{c} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right)$ — средний центр планировки / the middle center of the layout; $a = \operatorname{argmin} p \in \partial Sp - crVert$ — подключения на границе / connections at the border; $C = c_1, dots, c_N$ — определение множества центров / defining a set of centers; $M_8 = MST_{len}(C \cup a)$	Прокси-показатель протяженности инфраструктуры: длина минимального остовного дерева по центрам корпусов и точке привязки к границе Infrastructure length proxy: length of the minimum spanning tree constructed over the building centroids and the boundary connection point
M_9	$M_9 = \sum v_i$	Суммарный штраф нарушений ограничений (по группе проверяемых требований) Total constraint-violation penalty: aggregate penalty across checked requirements
M_{10}	$clamp(x; a; b) = \max(a, \min(b, x));$ $Score_{заст / застр} = 1 - clamp\left(\frac{M_1}{1 - r_{двор / yard}}; 0; 1\right);$ $Score_{инфр / инфр} = 1 -$ $- clamp\left(\frac{M_8}{d_{уч / ooch} \cdot \max(1, N_{корп / corp})}; 0; 1\right);$ $Score_{разр / category} = clamp(spacing_{norm}; 0; 1);$ $M_{10} = \frac{Score_{заст / застр} + Score_{инфр / инфр} + Score_{разр / category}}{3}$	Комплексная пространственная оценка как среднее трех нормированных составляющих. В данном случае — минимальная доля дворовой/открытой территории Composite spatial score as the mean of three normalized components; here, includes the minimum share of courtyard/open space
S_1, S_2, S_3	$b_i \in Score_{инфр / инфр}, Score_{разр / category}, Score_{заст / застр}$ $S = \sum (b_i \cdot w_i)$	Сценарные оценки (доходность/инфраструктура/комфорт): взвешенная сумма компонент Scenario scores: weighted sums of the profitability, infrastructure, and comfort components.
K_1	$Delta = 0; v \leq 0; \min\left(0, 15, \frac{v}{800}\right) v > 0$ $K_1 = clamp(0,30 + 0,50 \cdot b_i - Delta; 0,20; 0,90)$	Целевой показатель для сопоставления методов при максимизации Target metric for comparing methods under maximization
K_2	$K_2 = S_{уч / ooch} / M_2, M_2 = 0 \rightarrow K_2 = INF$	Целевой показатель для сопоставления методов при минимизации Target metric for comparing methods under minimization

правилам и различаются степенью структурированности компоновки и вычислительной трудоемкостью. Во всех случаях планировочное решение представлялось множеством прямоугольных корпусов, размещаемых в пределах допустимой зоны с учетом отступов и проверок ограничений [16, 17]. Для каждого сформированного решения вычислялись показатели и комплексные оценки, приведенные в табл. 1; допустимость фиксировалась суммарным штрафом нарушений M_1 – M_9 .

Линейная застройка формирует один или несколько продольных корпусов, ориентированных вдоль выбранной оси участка. Корпуса размещаются внутри допустимой зоны, их габариты подбираются с ориентацией на достижение целевых значений коэффициента застройки M_1 и коэффициента интенсив-

ности M_3 при заданной этажности. При необходимости размещения нескольких параллельных корпусов задается фиксированное нормированное расстояние между ними, контролируемое показателем межкорпусных разрывов M_6 . При нарушении геометрических и нормативных ограничений решение относится к недопустимым, что отражается увеличением M_9 .

Линейная застройка вдоль границы формирует вытянутые корпуса, располагаемые вблизи границы допустимой зоны с соблюдением отступов. В отличие от простой линейной застройки, где определяющим является выравнивание вдоль внутренней оси, в данном случае приоритет отдан размещению вдоль периметра, что обычно приводит к росту доли контакта застройки с границей, характеризуемой показателем M_7 . Подбор размеров и числа корпусов также ориенти-

ван на достижение целевых значений M_1 и M_3 при контроле межкорпусных разрывов M_6 и штрафа нарушений M_9 .

Сеточная застройка реализует размещение корпусов на регулярной сетке, построенной в пределах допустимой зоны. Кандидатные положения корпусов задаются узлами (или ячейками) сетки, после чего выполняется перебор допустимых размещений с учетом отступов и минимальных разрывов. Это гарантирует воспроизводимость результатов и формирование набора альтернатив без случайных факторов, однако точность компоновки и достигаемые значения M_1 и M_3 зависят от шага сетки, а ограничение по разрывам отражается через M_6 .

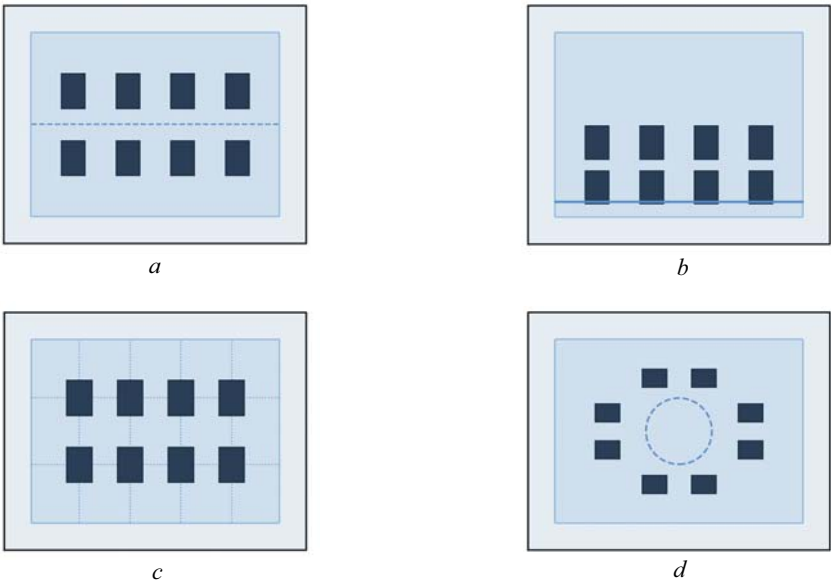
Периметральная застройка с двором формирует застройку по контуру допустимой зоны с созданием внутреннего незастроенного пространства. Построение направлено на сохранение центральной открытой зоны, соответствующей требованию минимальной доли дворового пространства, при одновременном согласовании плотностных характеристик M_1 и M_3 . В зависимости от формы участка допускается замкнутая или частично разомкнутая конфигурация периметра. Если при заданных ограничениях обеспечить необходимое дворовое пространство или соблюдение отступов и разрывов невозможно, решение относится к недопустимым и фиксируется ростом M_9 .

Дополнительно использовалась случайная застройка, предназначенная для формирования разнообразного набора планировочных решений без фиксированного шаблона размещения. В этой схеме параметры корпусов (число, габариты и положение) задаются случайным образом в пределах допустимой зоны, после чего выполняется проверка ограничений по отступам и межкорпусным разрывам. Для каждого сформированного варианта рассчитываются показатели M_1 – M_9 и фиксируется штраф нарушений M_9 ; при наличии нарушений решение рассматривается

как недопустимое. Случайная компоновка применяется как базовая линия сравнения и как источник множества альтернатив при ограниченном вычислительном времени, поскольку позволяет быстро получить широкий спектр конфигураций и оценить, в какой мере более структурированные схемы и алгоритмы поиска улучшают целевые прокси-показатели K_1 и K_2 при сохранении допустимости. Пример визуализации схем размещения корпусов приведен на рис. 2.

Для сопоставления методов по целям исследования введены прокси-цели K_1 и K_2 . Коэффициент K_1 в исходной постановке трактуется как показатель эффективности использования площади застройки и определяется отношением суммы продаваемых площадей квартир и инвентаризационных площадей помещений, пригодных к аренде, к суммарной поэтажной площади здания в габаритах наружных стен. В рамках вычислительного эксперимента прямое воспроизведение K_1 невозможно из-за отсутствия данных о продаваемых и инвентаризационных площадях, поэтому используется прокси-цель K_1 , зависящая от показателей M_1 , M_3 , M_4 , M_5 , M_6 и штрафа нарушений M_9 (табл. 1). Коэффициент K_2 в исходной постановке трактуется как показатель эффективности использования земельного участка и определяется отношением площади участка к общей площади здания. В эксперименте применяется прокси-цель K_2 , вычисляемая как $K_2 = S_{\text{уч}}/M_2$, где $S_{\text{уч}}$ — площадь участка; M_2 — суммарная поэтажная площадь; значение K_2 минимизируется. Для исключения некорректных решений при $M_2 = 0$ значение K_2 считается недопустимым и принимается равным бесконечности.

Соблюдение ограничений фиксируется интегральным показателем M_9 «суммарный штраф нарушений ограничений», который агрегирует отклонения от набора проверяемых требований (геометрические отступы, допустимые разрывы между корпусами, до-



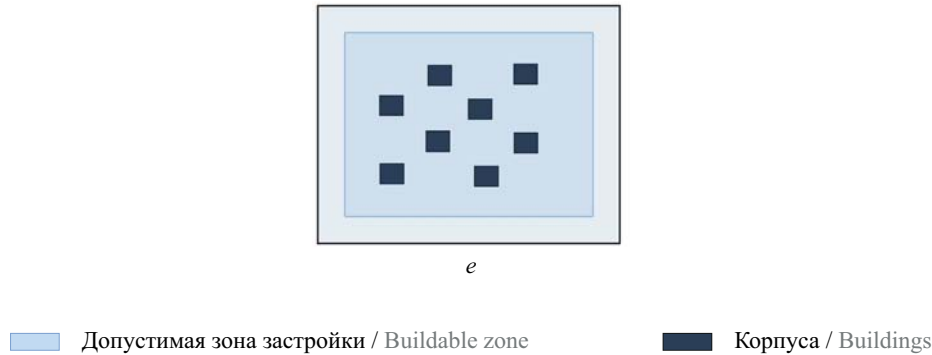


Рис. 2. Пример визуализации схем размещения корпусов (по восемь корпусов в каждом варианте): *a* — линейная застройка; *b* — линейная застройка вдоль границы; *c* — сеточная компоновка; *d* — периметральная застройка с формированием двора; *e* — случайная застройка; голубая область — допустимая зона застройки; темные прямоугольники — корпуса

Fig. 2. Examples of building placement schemes (eight buildings in each variant): *a* — linear layout; *b* — linear layout along the site boundary; *c* — grid layout; *d* — perimeter layout forming a courtyard; and *e* — random layout; the blue area indicates the permitted development zone, and the dark rectangles represent buildings

пустимость размещения в пределах участка и др.). Для каждого решения рассчитываются частные нарушения, после чего они суммируются в единый штраф: 0 означает полностью допустимое решение, рост штрафа отражают степень и число нарушений. Этот показатель используется как ограничивающий фактор при сравнении методов: решения с высоким штрафом считаются менее приемлемыми, даже если целевая метрика по K_1/K_2 формально лучше.

Методы формирования и выбора планировочных решений далее обозначаются буквенно-цифровыми индексами с семантически читаемыми префиксами: СЛ — случайная компоновка; МС — многостартовый отбор; ГА — генетический алгоритм; МО — отбор по модели машинного обучения. Индекс цели указывается как 1 или 2 для оптимизации соответственно K_1 или K_2 ; для сценарных оценок используются индексы S_1, S_2, S_3 .

Сценарии S_1, S_2, S_3 применяются как альтернативные наборы весов для интегральной девелоперской оценки решений, чтобы показать, как меняется предпочтение методов при разных приоритетах. S_1 соответствует сценарию «доход» и усиливает вклад показателей, связанных с полезной/коммерчески значимой площадью и плотностью. S_2 соответствует сценарию «инженерная часть/инфраструктура» и повышает вес факторов, отражающих стоимость и сложность инженерного обеспечения и пространственных разрывов. S_3 соответствует сценарию «комфорт» и сильнее учитывает параметры, связанные с качеством среды, — разреженность, комфортные разрывы, композиционную компактность. Эти сценарии применяются к одной и той же группе кандидатных планировок и позволяют сопоставлять методы в зависимости от целевых приоритетов. Во всех методах допустимость решения контролируется штрафом нарушений M_9 .

Метод СЛ (случайная компоновка). Планировочное решение формируется без фиксированного

шаблона: случайным образом задаются число корпусов, их габариты и положения в пределах допустимой зоны, после чего выполняется проверка ограничений. Для полученного решения вычисляются показатели M_1-M_9 и значения K_1, K_2 . Метод СЛ используется как базовая линия сравнения и как источник разнообразных решений при ограниченном вычислительном бюджете.

Методы МС(1) и МС(2) (многостартовый отбор по прокси-целям). В рамках заданного бюджета формируется набор решений методом СЛ, после чего выбирается одно решение по целевой прокси-цели. В МС(1) выбирается решение с максимальным K_1 ; в МС — решение с минимальным K_2 . При выборе учитываются допустимость по M_9 и правило $M_2 = 0 \rightarrow K_2 = INF$. Назначение многостартового отбора — уменьшение влияния случайности и повышение вероятности получения лучшего решения за счет увеличения числа попыток.

Методы ГА(1) и ГА(2) (генетический алгоритм по прокси-целям). Поиск выполняется методом эволюционной оптимизации: поддерживается множество решений, для которых вычисляются M_1-M_9 и целевые значения. Эволюционные подходы также целесообразно применять для генерации и оптимизации планировочных схем (в том числе с использованием пространственных разбиений), что подтверждается работами по автоматизированной генерации планировок [16]. Новые решения формируются операциями кроссовера и геометрических мутаций (смещение, масштабирование, разбиение, деформация), после чего выполняются процедуры восстановления допустимости и фильтрация по ограничениям. В ГА(1) оптимизируется K_1 , в ГА(2) — K_2 , при учете M_9 и правила $M_2 = 0 \rightarrow K_2 = INF$. Отбор решений осуществляется по принципу не доминирования (по Парето) для набора учитываемых критериев с выделением допустимых решений.

Методы $GA(S_1)$, $GA(S_2)$, $GA(S_3)$ (генетический алгоритм по сценарным оценкам). Эти варианты используют тот же механизм формирования новых решений и проверки ограничений, что и $GA(1)$, $GA(2)$, но в качестве целевых критериев применяются сценарные оценки S_1 , S_2 , S_3 соответственно. Полученные решения дополнительно характеризуются значениями K_1 и K_2 , что позволяет сопоставлять сценарно-ориентированный поиск с методами, оптимизирующими прокси-цели напрямую.

Методы $MO_{лин}(1)$, $MO_{лес}(1)$, $MO_{лин}(2)$, $MO_{лес}(2)$ (отбор по модели машинного обучения). Эти методы не формируют геометрию корпусов и применяются только для выбора одного решения из набора, сформированного методом СЛ [11, 12]. Для каждого решения вычисляются признаки на основе показателей M_1-M_9 и иных доступных характеристик планировки, после чего модель прогнозирует целевую величину. В $MO_{лин}(1)$ и $MO_{лес}(1)$ выбор выполняется по прогнозу K_1 (максимизация); в $MO_{лин}(2)$ и $MO_{лес}(2)$ — по прогнозу K_2 (минимизация).

Объект исследования: подготовка данных

Для решения поставленных задач была произведена подготовка исходных данных. На базе подготовленных комплектов проектной документации [18] выбраны размеры земельных участков и соответствующие им характеристики объектов строительства. В выборку включено 79 объектов. Числовые значения приводились к единому формату (с учетом запятых и пробелов в представлении чисел), после чего выполнялась проверка полноты ключевых полей, используемых далее в расчетах. На основании подготовленных сведений использованы значения коэффициентов K_1 и K_2 , а также характеристик объектов, необходимых для последующих этапов моделиро-

вания и сопоставления методов, описанных ранее. Пример обезличенного фрагмента исходных данных приведен в табл. 2.

Площадь земельного участка $S_{уч}$ не извлекалась из исходной таблицы, а задавалась в расчете относительно $S_{пятна}$ (площадь пятен застройки) по правилу:

$$S_{уч} = clamp\left(\frac{S_{пятна}}{0,20}; 1200; 16\,000\right),$$

где $clamp(x, a, b)$ ограничивает значение x снизу величиной a и сверху величиной b .

Далее при моделировании участков сложной формы фактическая площадь полигона участка увеличивалась: для L-образной формы — в 1,35 раза, для U-образной формы — в 1,55 раза. В результате фактический диапазон площадей участков, использованных в эксперименте, составил приблизительно 1,985–19,383 м², т.е. около 1,98–19,38 тыс. м².

Для последующего применения методов MO в процедуре выбора планировочного решения выполнено отдельное обучение и проверка качества регрессионных моделей. Рассматривались три модели разного уровня сложности: DummyRegressor (прогноз среднего значения) как нижняя граница качества; линейная регрессия Ridge с предварительной стандартизацией признаков (StandardScaler) как базовый линейный вариант; RandomForestRegressor с параметрами ($n_estimators = 120$) и ($max_depth = 9$) как базовый нелинейный вариант [19, 20].

Корректность проверки обеспечивалась протоколом GroupKFold (5 разбиений) с группировкой по объектам: все варианты, относящиеся к одному объекту, целиком попадали либо в обучающую, либо в тестовую часть.

Качество оценивалось по метрикам R^2 , MAE и $RMSE$. Метрика R^2 характеризует долю объяснен-

Табл. 2. Обезличенный фрагмент исходных данных (ключевые показатели)

Table 2. Anonymized excerpt from the source dataset (key indicators)

Объект Object	K_1	K_2	Площадь застройки, м² Building footprint area, m²	Общая площадь, м² Total area, m²	Общая площадь квартир, м² Total apartment area, m²	Количество надземных этажей Number of above- ground floors
Объект № 1 Object No. 1	0,60	0,04	2694,00	64 616,00	36 488,00	33
Объект № 2 Object No. 2	0,54	0,09	5886,00	62 052,00	31 670,00	14
Объект № 3 Object No. 3	0,53	0,10	3660,28	36 131,80	17 242,30	14
Объект № 4 Object No. 4	0,73	0,29	1800,85	6164,00	4469,00	4
...	...	...	...	...	...	...
Объект № 77 Object No. 77	0,58	0,13	2608,00	20 010,00	11 251,00	16
Объект № 78 Object No. 78	0,62	0,14	1756,00	12 918,10	7679,70	18
Объект № 79 Object No. 79	0,55	0,19	4546,90	23 646,20	12 816,20	22

Табл. 3. Результаты валидации регрессионных моделей для целевых величин K_1 и K_2 (GroupKFold, 5 разбиений)
Table 3. Validation results for regression models predicting K_1 and K_2 (GroupKFold, 5 splits)

Модель Model	R^2 для K_1 R^2 for K_1	MAE для K_1 MAE for K_1	$RMSE$ для K_1 $RMSE$ for K_1	R^2 для K_2 R^2 for K_2	MAE для K_2 MAE for K_2	$RMSE$ для K_2 $RMSE$ for K_2
DummyRegressor	−0,017	0,069	0,079	−0,023	0,164	0,217
Ridge	0,751	0,030	0,039	0,899	0,044	0,068
Random Forest	0,995	0,0036	0,0053	0,999	0,00044	0,0043

ной дисперсии целевой величины (больше — лучше). MAE определяет среднюю абсолютную ошибку прогноза. $RMSE$ является корнем из среднеквадратичной ошибки и более чувствительна к редким крупным отклонениям. Результаты валидации регрессионных моделей для целевых величин K_1 и K_2 приведены в табл. 3.

По совокупности метрик $R^2/MAE/RMSE$ наилучшее качество для обеих целевых величин показал Random Forest; данная модель принята как основная в процедуре выбора вариантов по K_1 и K_2 . Ridge сохранена в качестве линейного ориентира для интерпретации и проверки устойчивости выводов. DummyRegressor использовался только как нулевая линия сравнения на этапе валидации.

В контексте настоящего исследования, помимо базовой задачи генерации планировочного решения,

ставилась задача оптимизации посредством управления коэффициентами эффективности K_1 и K_2 — что, по сути, создавало имитационную модель управления показателями ИСП на ранних этапах жизненного цикла (ЖЦ) объекта, в частности при выборе и оценке будущего участка строительства со стороны девелопера.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Эксперимент выполнен на 79 объектах с использованием расширенного набора из 18 методов генерации и селекции планировок планировочного решения. Сопоставление проводилось по двум целям: максимизация прокси-цели K_1 и минимизация прокси-цели K_2 . Сводные результаты сопоставления методов по целям представлены в табл. 4.

Табл. 4. Сводные результаты сравнения методов по целям K_1 и K_2
Table 4. Summary comparison of methods for the K_1 and K_2 targets

Метод Method	K_1 (средний) K_1 (mean)	K_1 против линейной застройки K_1 vs linear development	Доля лучше (линейная застройка), % Share better than linear development, %	Доля допустимых, % Acceptable share, %	K_2 (средний) K_2 (mean)	K_2 против линейной застройки K_2 vs linear development
МС(1) / Random MS(1)	0,6206	0,0705	91,1	100,0	1,0702	0,7758
МО _{лес} (1) / RF(1)	0,6190	0,0689	89,9	100,0	1,0800	0,7709
ГА(1) / GA(1)	0,6164	0,0663	89,9	98,7	1,1007	0,7413
МО _{лин} (6) / Ridge(1)	0,5922	0,0422	77,2	97,5	1,3788	0,4531
Ансамбль эвристик по K_1 Heuristics ensemble for K_1	0,5888	0,0387	63,3	97,5	1,3099	0,2490
ГА(S_3) / GA (comfort)	0,5743	0,0242	58,2	98,7	1,6532	0,1650
ГА(S_2) / GA (infra)	0,5671	0,0170	65,8	98,7	1,1554	0,6478
ГА(S_1) / GA (revenue)	0,5506	0,0005	51,9	98,7	0,7743	1,0739
Линейная застройка Linear layout	0,5501	0,0000	0,0	75,9	1,8457	0,0000
Периметральная застройка с формированием двора Perimeter layout with courtyard	0,5500	−0,0001	21,5	100,0	nan	nan
ГА(2) / GA (2)	0,5420	−0,0081	45,6	98,7	0,7547	1,0967

Метод Method	K_1 (средний) K_1 (mean)	K_1 против линейной застройки K_1 vs linear development	Доля лучше (линейная застройка), % Share better than linear development, %	Доля допустимых, % Acceptable share, %	K_2 (средний) K_2 (mean)	K_2 против линейной застройки K_2 vs linear development
Линейная застройка вдоль кромки Edge-aligned linear layout	0,5269	−0,0232	29,1	55,7	1,4984	0,1379
Случайная застройка Random layout	0,5186	−0,0315	38,0	65,8	0,8648	0,9614
Сеточная застройка Grid layout	0,5131	−0,0370	21,5	62,0	0,8550	1,0191
Ансамбль эвристик по K_2 Heuristics ensemble for K_2	0,4917	−0,0584	22,8	57,0	0,7441	1,1318
МС(2) / Random MS (2)	0,4238	−0,1263	6,3	39,2	0,5884	1,2689
МО _{лес} (2) / RF(2)	0,4230	−0,1271	6,3	38,0	0,5884	1,2689
МО _{лин} (2) / Ridge(2)	0,4215	−0,1286	6,3	36,7	0,5885	1,2687

На рис. 3 приведено ранжирование методов по среднему значению K_1 . По результатам видно, что наибольшие средние значения K_1 достигаются методами многостартового выбора по K_1 и методами выбора на основе модели МО, а эволюционная оптимизация по K_1 занимает сопоставимую позицию и устойчиво входит в группу лидеров. Это указывает на то, что при цели повышения K_1 решающее значение имеет способность метода при фиксированном бюджете расчета сформировать широкий набор вариантов и выбрать среди них решения, близкие к целевым плотностным характеристикам при соблюдении ограничений.

Сводные результаты по средним значениям показывают, что наилучшие значения K_1 получены для методов МС(1), МО_{лес}(1) и ГА(1). Для цели минимизации K_2 наименьшие средние значения демонстрируют методы МС(2), МО_{лес}(2) и МО_{лин}(2). Распределение «побед» по объектам (рис. 4) подтверждает различие поведения методов по целям: для K_1 преимущество сосредоточено между МС(1) и ГА(1), тогда как для K_2 доминирование МС(2) выражено существенно сильнее. Это означает, что при принятой формуле K_2 и заданном вычислительном бюджете экстремально малые значения K_2 чаще достигаются усилением процедуры выбора лучшего варианта в многостартовом режиме.

Отдельно оценивалась инженерная сторона результата — доля допустимых решений. Выявлен устойчивый компромисс между достижением экстремального значения целевой величины и соблюдением ограничений. Для K_2 метод МС(2) обеспечивает наилучший средний результат по целевой величине, однако доля допустимых решений составляет около 39 %. Для ГА(2) наблюдается обратная ситуация: среднее значение K_2 хуже, но доля допустимых решений близка к полной (около 99 %). Для сценариев максимизации K_1 столь выраженного падения допустимости не наблюдается: методы МС(1) и МО_{лес}(1) обеспечивают высокие значения K_1 при высокой или полной доле допустимых решений. Распределение выигрыша по K_2 по объектам приведено на рис. 5.

Результаты по типам формы участков (прямоугольные, L-образные, U-образные) демонстрируют согласованную картину: по K_1 на прямоугольных и U-образных участках чаще лидирует МС(1), тогда как на L-образных заметнее преимущество ГА(1). По K_2 в большинстве случаев лидируют МС(2) и методы выбора на основе моделей машинного обучения, использующие тот же порядок формирования множества вариантов; при переходе к режиму строгого контроля допустимости предпочтение смещается к ГА(2).

Приведем итоговую схему применения по результатам эксперимента. Для задач, ориентированных на максимизацию K_1 , основным методом при-

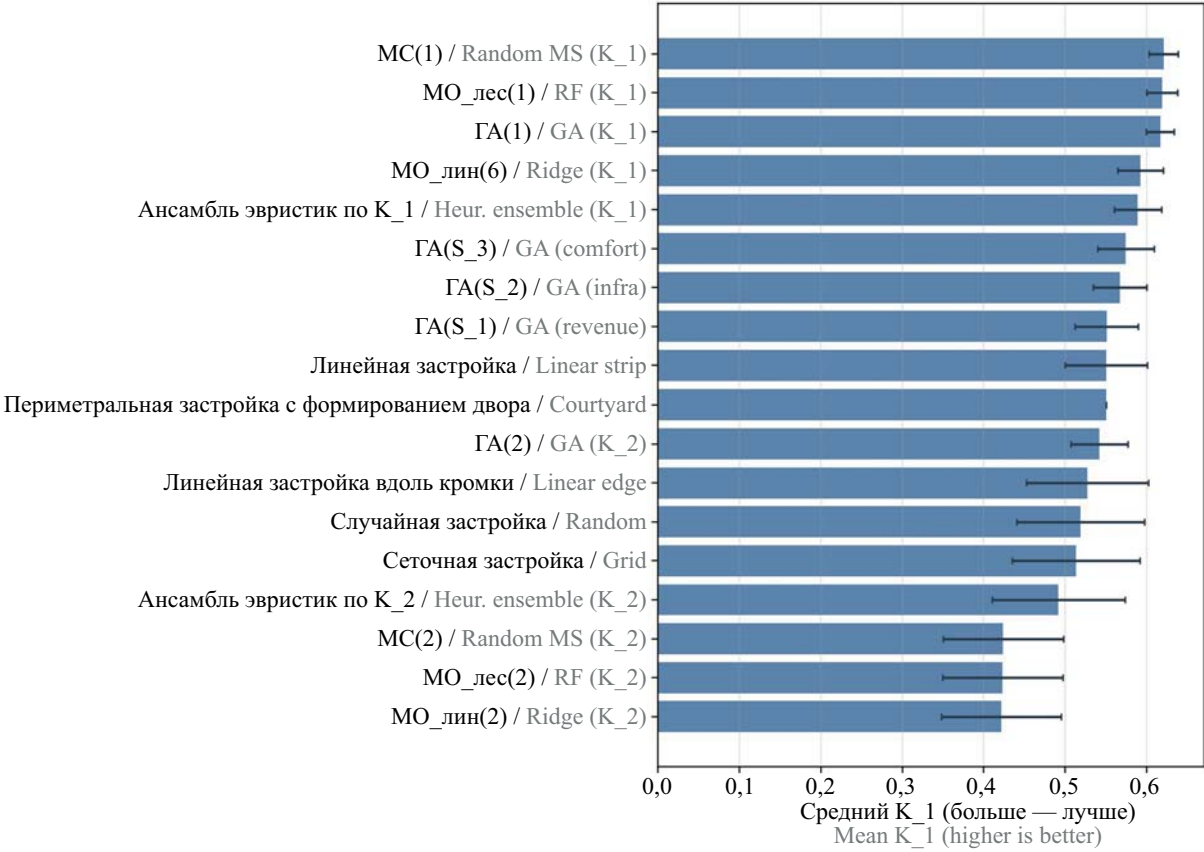


Рис. 3. Ранжирование методов по среднему значению K_1
Fig. 3. Ranking of methods by the mean K_1 value

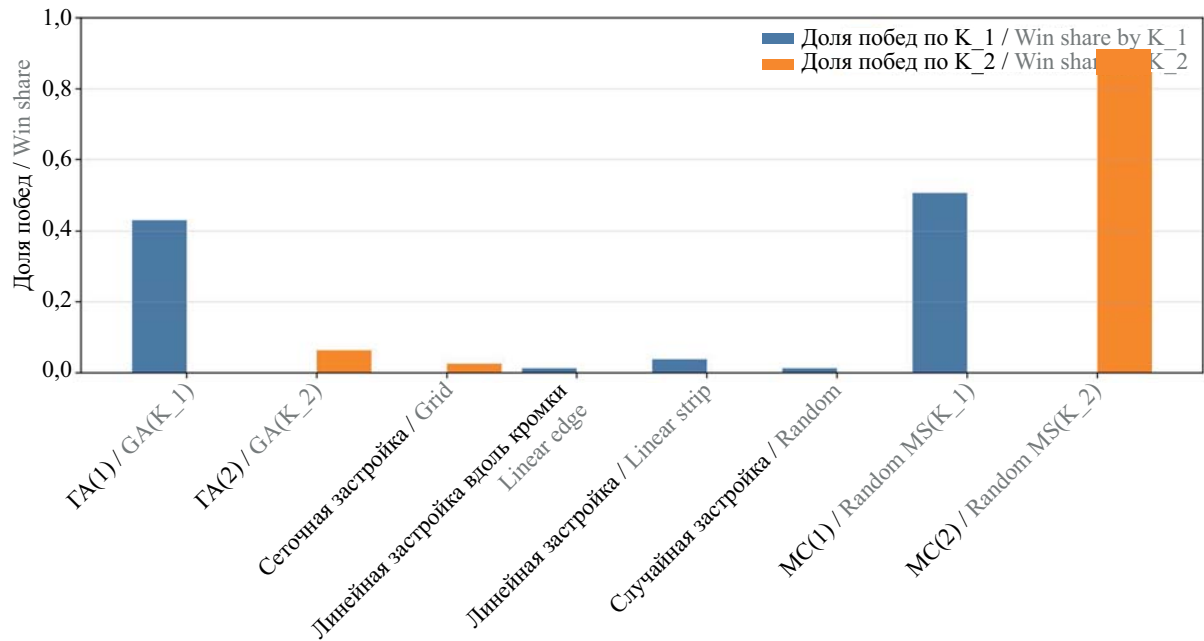


Рис. 4. Доля побед методов по целям K_1 и K_2
Fig. 4. Win share of methods for the K_1 and K_2 objectives

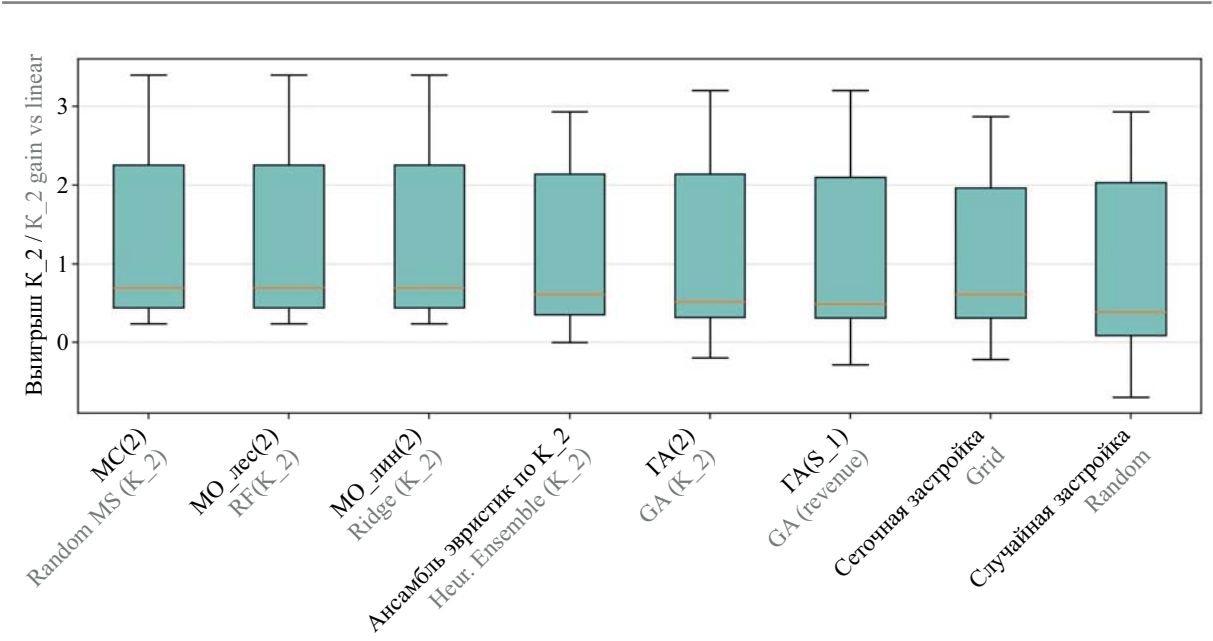


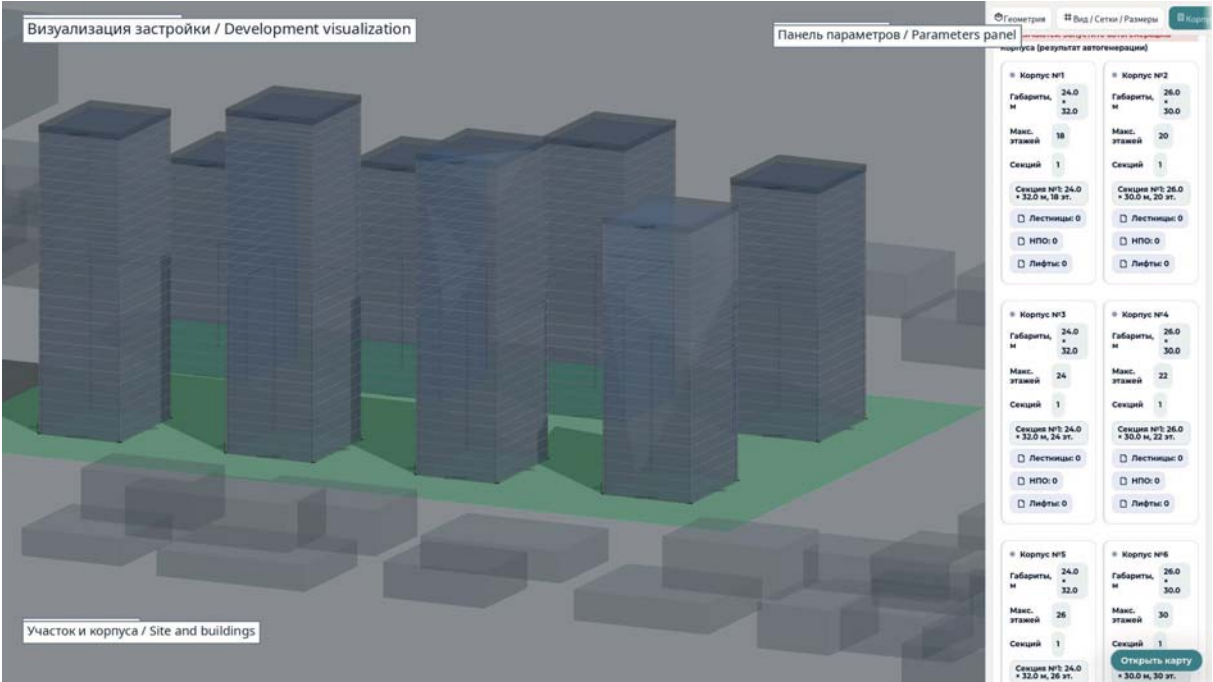
Рис. 5. Распределение выигрыша по K_2 по объектам
Fig. 5. Distribution of K_2 gains across objects

нят MC(1), а ГА(1) рассматривается как устойчивый альтернативный вариант. Для задач минимизации K_2 при приоритете реализуемости и жестком контроле ограничений предпочтителен ГА(2). Модели МО применяются только как средство выбора лучшего варианта из сформированного множества и не используются для построения геометрии корпусов.

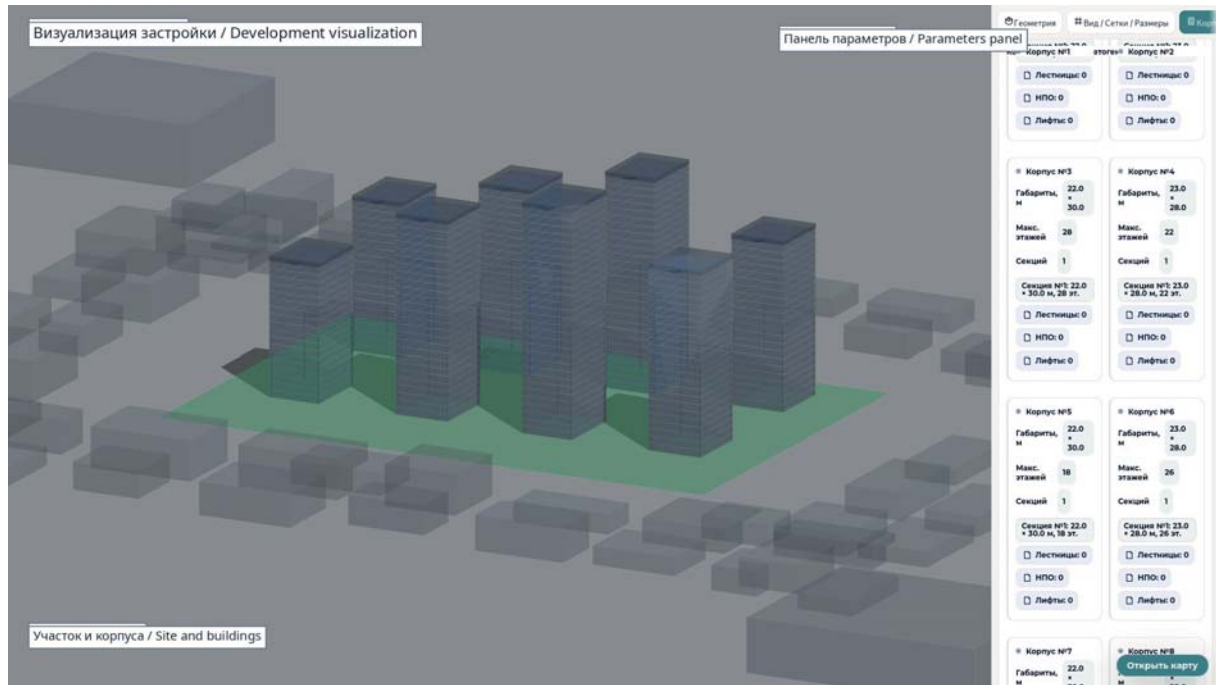
Практический вывод здесь следующий: методы, которые оптимизируют только целевой коэффициент через жесткую селекцию, могут давать сильный результат по метрике, но менее устойчивы по соблю-

дению ограничений; эволюционный поиск в этом смысле ведет себя стабильнее и ближе к «инженерному» режиму, где важен не только экстремум, но и реализуемость.

Для интерпретации и демонстрации полученных решений использована отдельная визуализационная среда, воспроизводящая компоновку корпусов в 3D-сцене с отображением участка и контекстного окружения. В интерфейсе предусмотрена панель управления параметрами (геометрия, вид, параметры генерации) с целью быстрого переключения между



a



b

Рис. 6. Интерфейс визуализации и настройки параметров: *a* — в режиме K_1 3D-сцена с участком и окружением, панель управления параметрами компоновки; *b* — в режиме K_2 3D-сцена с участком и окружением, панель управления параметрами компоновки

Fig. 6. Visualization and parameter-tuning interface: *a* — K_1 mode, showing a 3D scene with the site and its surroundings and a control panel for layout parameters; *b* — K_2 mode, showing a 3D scene with the site and its surroundings and a control panel for layout parameters

режимами оптимизации по K_1 и K_2 и получать сопоставимые визуальные представления. Интерфейс визуализации показан на рис. 6.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ОБСУЖДЕНИЕ

Анализируя результаты проведенного исследования, авторы пришли к выводу о применимости моделей ИИ для создания массинг-моделей, привязанных к земельным участкам, для ИСП многоквартирных жилых зданий. При этом первично развернутый для этого программный комплекс показал высокую эффективность и скорость обработки данных, что в комбинации с соответствующими вычислительными ресурсами позволяет фактически управлять показателями ИСП многоквартирных жилых зданий в режиме реального времени, что существенно сокращает трудозатраты для этой части проектирования и при этом в значительной степени его автоматизирует.

Вместе с тем необходимо отметить, что исследование проведено в определенном типе/конфигурации объемного планировочного решения жилых зданий и не учитывает такие особенности, как наличие и конструктивные особенности подземной и стилобатной частей здания, инсоляцию и другие технические характеристики.

В рамках настоящей работы акцент сделан на воспроизводимой вычислительной постановке и сравнении моделей, используемых для оценки и ранжирования вариантов по прокси-показателям, без генеративного синтеза геометрии. Однако генеративные подходы (GAN-семейство, VAE, диффузионные модели, трансформеры) рассматриваются как перспективное направление дальнейшего развития исследования.

Основываясь на полученных результатах, предполагается несколько ключевых направлений для дальнейших исследований в данной области:

1. Расширение исходных данных по объекту строительства.

Для создания более сложных и многофакторных моделей ИИ целесообразно провести исследования с добавлением такой значимой информации, как нормы инсоляции, объемно-планировочные решения подземной и стилобатных частей здания, фасадные решения. Интеграция этих сведений может способствовать разработке более надежных прогностических моделей с более высокими диапазонами точности.

2. Рассмотрение других значимых элементов моделирования земельного участка.

В процессе рассмотрения задач исследования такие показатели, как внутриплощадочные сети, улично-дорожная сеть в пределах участка, расположение вспомогательных сооружений и малых архитектурных

форм не были учтены. Представляется перспективным включение этих показателей для создания моделей ИИ.

3. Развитие генеративного проектирования и расширение пространства решений. В дополнение к использованной в работе постановке, основанной на оценке и ранжировании вариантов по прокси-показателям, перспективным направлением дальнейших исследований является применение современных генеративных подходов для автоматизированного синтеза альтернативных планировочных решений и последующей оптимизации по совокупности критериев.

Исследование содержит описание и анализ существующих моделей ИИ. Показано, что методы, ориентированные на получение большого числа альтернатив и последующий отбор лучшего варианта (включая многостартовый отбор и выбор с применением регрессионных моделей), обеспечивают высокие значения целевых показателей при фиксированном вычислительном бюджете.

Для формализованного сравнения использованы прокси-цели K_1 (максимизация) и K_2 (минимизация),

обеспечивающие сопоставимость методов при ограниченности исходных сведений для прямого вычисления исходных коэффициентов.

Выявлен устойчивый компромисс между улучшением целевой метрики и соблюдением ограничений: в ряде режимов жесткая селекция по целевому показателю сопровождается снижением доли допустимых решений, тогда как эволюционный поиск демонстрирует более стабильное соблюдение ограничений.

Установлено, что регрессионные модели применимы как инструмент ранжирования и выбора вариантов при корректной проверке качества с разбиением по объектам (GroupKFold), что снижает риск утечки информации и соответствует задаче обобщения на новые объекты.

Реализован программный комплекс, включающий генерацию вариантов планировочных решений, расчет показателей качества и допустимости, а также сопоставление методов по единым правилам оценивания, позволяющий решать задачи управления показателями ИСП на ранних этапах ЖЦ объекта.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Шумов В.Н. Трансформация строительных технологий под влиянием ИИ // Символ науки: международный научный журнал. 2024. Т. 1. № 12–2. С. 87–98. EDN STOEYQ.
2. Лентюхова О.Ю. Оптимизация межевания жилых элементов планировочной структуры (расчетно-графический этап) // Биосферная совместимость: человек, регион, технологии. 2024. № 3 (47). С. 13–21. DOI: 10.22227/2311-1518.2024.3.13-21. EDN GTGTCD.
3. Манин П.А., Епифанцева Л.Р. Роботизированное проектирование в строительстве // Промышленное и гражданское строительство. 2025. № 4. С. 68–72. DOI: 10.33622/0869-7019.2025.04.68-72. EDN GCKMFS.
4. Киевский И.Л., Семенов С.А., Крутяков А.Ю., Гришутин И.Б., Максимов С.О., Каргаишин М.Е. и др. Искусственный интеллект в градостроительной деятельности: современные методы и их перспективы // Промышленное и гражданское строительство. 2025. № 8. С. 77–82. DOI: 10.33622/0869-7019.2025.08.77-82. EDN GPNWYL.
5. Mirza M., Osindero S. Conditional Generative Adversarial Nets // arXiv. 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1411.1784
6. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S. et al. Generative Adversarial Nets // Advances in Neural Information Processing Systems. 2014. Vol. 27.
7. Kingma D.P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes // arXiv. 2013. DOI: 10.48550/arXiv.1312.6114
8. Ho J., Jain A., Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models // arXiv. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2006.11239
9. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N. et al. Attention Is All You Need // arXiv. 2017.
10. Адонина А.В., Денисова М.Н. Архитектурно-градостроительная деятельность и искусственный интеллект // Innovative Project. 2024. Т. 9. № 15. С. 78–82. DOI: 10.17673/IP.2024.9.15.10. EDN SROKHY.
11. Zhong C., Shi Y., Cheung L.H., Wang L. AI-Enhanced Performative Building Design Optimization and Exploration // CAADRIA Proceedings. 2024. Vol. 1. Pp. 59–68. DOI: 10.52842/conf.caadria.2024.1.059
12. Rahbar M., Mahdavejrad M., Markazi A.H.D., Bermanian M. Architectural Layout Design through Deep Learning and Agent-Based Modeling: A Hybrid Approach // Journal of Building Engineering. 2022. Vol. 47. P. 103822. DOI: 10.1016/j.jobee.2021.103822. EDN VIVSDE.
13. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2014. Vol. 18. Issue 4. Pp. 577–601. DOI: 10.1109/tevc.2013.2281535
14. Todinov M. Reliability and Risk Models: Setting Reliability Requirements. 2nd ed. Wiley, 2015. 406 p. DOI: 10.1002/9781118873199
15. Rhee J., Veloso P. A Physics-Based Constraint Solver for the Site Layout Optimization of Non-convex Buildings with Multiple Requirements // Communications

in Computer and Information Science. 2023. Pp. 594–606. DOI: 10.1007/978-3-031-37189-9_39

16. Knecht K., König R. Generating Floor Plan Layouts with K-d Trees and Evolutionary Algorithms // GA2010 — 13th Generative Art Conference. 2010. Pp. 238–253.

17. Klar M., Langlotz P., Aurich J.C. A Framework for Automated Multiobjective Factory Layout Planning Using Reinforcement Learning // Procedia CIRP. 2022. Vol. 112. Pp. 555–560. DOI: 10.1016/j.procir.2022.09.099. EDN CNDQKA.

18. Гуреев М.В., Макаров А.Н. Модель прогнозирования материальных ресурсов и сметной стоимости на ранних этапах жизненного цикла объектов строительства // Вестник МГСУ. 2024. Т. 19. № 11.

C. 1835–1849. DOI: 10.22227/1997-0935.2024.11.1835-1849. EDN ZCNAQS.

19. Lathong K., Wisaeng K. An innovative hybrid machine learning techniques for predicting construction cost estimates // International Journal for Computational Civil and Structural Engineering. 2024. Vol. 20. Issue 3. Pp. 69–83. DOI: 10.22337/2587-9618-2024-20-3-69-83. EDN KIPHPW.

20. Nindartin A., Park S.Ju., Lee K.T., Kim Ju.H., Rostiyanti S.F. Prediction of cost contingency in construction projects by introducing machine learning algorithms // Journal of Civil Engineering and Management. 2025. Vol. 31. Issue 8. Pp. 860–880. DOI: 10.3846/jcem.2025.24913. EDN OTWXUA.

Поступила в редакцию 17 февраля 2026 г.

Принята в доработанном виде 6 марта 2026 г.

Одобрена для публикации 6 марта 2026 г.

ОБ АВТОРАХ: **Михаил Владимирович Гуреев** — аспирант кафедры технологий и организации строительного производства; **Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ)**; 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, д. 26; ORCID: 0009-0002-3069-7614; mvgureev@gmail.com;

Вадим Игоревич Волощук — магистрант, кафедра вычислительной техники, Институт компьютерных технологий и информационной безопасности; **Южный федеральный университет (ЮФУ)**; 344006, г. Ростов-на-Дону, ул. Большая Садовая, д. 105/42; ORCID: 0009-0003-0336-9305; vvoloshchuk@sfedu.ru.

Вклад авторов:

Гуреев М.В. — концепция исследования, постановка цели и задач исследования, обзор предметной области и разработка методологии, написание и редактирование текста, анализ полученных результатов исследования и итоговые выводы.

Волощук В.И. — разработка программной реализации, проведение вычислительных экспериментов, обработка результатов, подготовка иллюстративных материалов и участие в оформлении рукописи, написание и редактирование текста.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

REFERENCES

1. Shumov V.N. Transformation of construction technologies under the influence of AI. *Symbol of Science: International Scientific Journal*. 2024; 1(12-2):87-98. EDN STOEYQ. (rus.).

2. Leptyukhova O.Yu. Optimisation of residential elements of the planning structure (calculation and graphic stage). *Biosphere Compatibility: Human, Region, Technologies*. 2024; 3(47):13-21. DOI: 10.22227/2311-1518.2024.3.13-21. EDN GTGTCD. (rus.).

3. Manin P.A., Epifantseva L.R. Robotic design in construction. *Industrial and Civil Engineering*. 2025; 4:68-72. DOI: 10.33622/0869-7019.2025.04.68-72. EDN GCKMFS. (rus.).

4. Kievskiy I.L., Semenov S.A., Krutyakov A.Y., Grishutin I.B., Maksimov S.O., Kargashin M.E. et al. Artificial intelligence in urban planning: modern methods and their prospects. *Industrial and Civil Engineering*. 2025; 8:77-82. DOI: 10.33622/0869-7019.2025.08.77-82. EDN GPNWYL. (rus.).

5. Mirza M., Osindero S. Conditional Generative Adversarial Nets. *arXiv*. 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1411.1784

6. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S. et al. Generative Adversarial Nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2014; 27.

7. Kingma D.P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes. *arXiv*. 2013. DOI: 10.48550/arXiv.1312.6114

8. Ho J., Jain A., Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models. *arXiv*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2006.11239

9. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N. et al. *Attention Is All You Need*. arXiv. 2017.

10. Adonina A., Denisova M. Architectural and urban planning activity and artificial intelligence. *Innovative Project*. 2024; 9(15):78-82. DOI: 10.17673/IP.2024.9.15.10. EDN SROKHY. (rus.).

11. Zhong C., Shi Y., Cheung L.H., Wang L. AI-Enhanced Performative Building Design Optimization and Exploration. *CAADRIA Proceedings*. 2024; 1:59-68. DOI: 10.52842/conf.caadria.2024.1.059
12. Rahbar M., Mahdaveinejad M., Markazi A.H.D., Bermanian M. Architectural Layout Design through Deep Learning and Agent-Based Modeling: A Hybrid Approach. *Journal of Building Engineering*. 2022; 47:103822. DOI: 10.1016/j.jobe.2021.103822. EDN VIVSDE.
13. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2014; 18(4):577-601. DOI: 10.1109/tevc.2013.2281535
14. Todinov M. *Reliability and Risk Models: Setting Reliability Requirements*. 2nd ed. Wiley, 2015; 406. DOI: 10.1002/9781118873199
15. Rhee J., Veloso P. A Physics-Based Constraint Solver for the Site Layout Optimization of Non-convex Buildings with Multiple Requirements. *Communications in Computer and Information Science*. 2023; 594-606. DOI: 10.1007/978-3-031-37189-9_39
16. Knecht K., König R. Generating Floor Plan Layouts with K-d Trees and Evolutionary Algorithms. *GA2010 — 13th Generative Art Conference*. 2010; 238-253.
17. Klar M., Langlotz P., Aurich J.C. A Framework for Automated Multiobjective Factory Layout Planning Using Reinforcement Learning. *Procedia CIRP*. 2022; 112:555-560. DOI: 10.1016/j.procir.2022.09.099. EDN CNDQKA.
18. Gureev M.V., Makarov A.N. Model of forecasting of material resources and estimated cost at early stages of life cycle of construction objects. *Vestnik MGSU [Monthly Journal on Construction and Architecture]*. 2024; 19(11):1835-1849. DOI: 10.22227/1997-0935. 2024.11.1835-1849. EDN ZCNAQS. (rus.).
19. Lathong K., Wisaeng K. An innovative hybrid machine learning techniques for predicting construction cost estimates. *International Journal for Computational Civil and Structural Engineering*. 2024; 20(3):69-83. DOI: 10.22337/2587-9618-2024-20-3-69-83. EDN KIPHPW.
20. Nindartin A., Park S.Ju., Lee K.T., Kim Ju.H., Rostiyanti S.F. Prediction of cost contingency in construction projects by introducing machine learning algorithms. *Journal of Civil Engineering and Management*. 2025; 31(8):860-880. DOI: 10.3846/jcem.2025.24913. EDN OTWXUA.

Received February 17, 2026.

Adopted in revised form on March 6, 2026.

Approved for publication on March 6, 2026.

B I O N O T E S : **Mikhail V. Gureev** — postgraduate student of the Department of Technology and Organization of Construction Production; **Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) (MGSU)**; 26 Yaroslavskoe shosse, Moscow, 129337, Russian Federation; ORCID: 0009-0002-3069-7614; mvgureev@gmail.com;

Vadim I. Voloshchuk — master's student, Department of Computer Engineering, Institute of Computer Technologies and Information Security; **Southern Federal University (SFedU)**; 105/42 Bolshaya Sadovaya st., Rostov-on-Don, 344006, Russian Federation; ORCID: 0009-0003-0336-9305; vvoloshchuk@sfedu.ru.

Contribution of the authors:

Mikhail V. Gureev — research concept, setting the goal and objectives of the study, review of the subject area and development of the methodology, writing and editing the text, analysis of the research results and final conclusions.

Vadim I. Voloshchuk — development of software implementation, conducting computational experiments, processing the results, preparation of illustrative materials and participation in the design of the manuscript, writing and editing the text.

The authors declare that there is no conflict of interest.