

## УПРАВЛЕНИЕ В ОРГАНИЗАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ/MANAGEMENT IN ORGANIZATIONAL SYSTEMS

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97>МЕТОДИКА ПРИМЕНЕНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ  
ОРГАНИЗАЦИОННЫМИ ПРОЦЕССАМИ ИТ-ПРОЕКТОВ

Научная статья

Ошкин А.В.<sup>1,\*</sup>, Павлов В.А.<sup>2</sup><sup>1,2</sup> Московский финансово-юридический университет МФЮА, Москва, Российская Федерация

\* Корреспондирующий автор (andrey.oshkinvl[at]yandex.ru)

**Аннотация**

В статье рассматриваются сущность и особенности применения генетических алгоритмов в системе решения задач, связанных с организационными процессами в системе управления проектами. Выявлена специфика метода, его преимущества и алгоритм использования в бизнес-среде. Обоснована актуальность применения генетических алгоритмов в практике компаний, реализующих услугу по аутстаффингу. Приведен пример использования генетических алгоритмов для подбора команды для ИТ-проекта. Формализована математическая модель отбора, предложена детальная спецификация эволюционных операторов (селекция, кроссингвер, мутация) и параметров тестирования алгоритма. Проведен сравнительный анализ, подтвердивший вычислительную эффективность эволюционного подхода по сравнению с традиционными экспертными методами. Сделан вывод о том, что широкое применение данного программного средства позволит повысить качество подбора персонала в ИТ-проекты и эффективность и функциональность отечественных ИТ-продуктов за счет повышения профессионального уровня команды разработчика.

**Ключевые слова:** генетический алгоритм, популяция, особь, хромосома, ген, эволюция, оператор, ИТ-проект.

METHODOLOGY FOR APPLYING GENETIC ALGORITHMS TO MANAGE ORGANIZATIONAL PROCESSES  
IN IT PROJECTS

Research article

Oshkin A.V.<sup>1,\*</sup>, Pavlov V.A.<sup>2</sup><sup>1,2</sup> Moscow Financial and Law University MFUA, Moscow, Russian Federation

\* Corresponding author (andrey.oshkinvl[at]yandex.ru)

**Abstract**

The article examines the essence and traits of applying genetic algorithms in a system for solving problems related to organizational processes in project management. The specifics of the method, its advantages, and the algorithm for its use in a business environment are identified. The relevance of applying genetic algorithms in the practice of companies providing outstaffing services is substantiated. An example of the use of genetic algorithms for selecting a team for an IT project is given. A mathematical model of selection is formalized, and a detailed specification of evolutionary operators (selection, crossing over, mutation) and algorithm testing parameters is suggested. A comparative analysis was conducted, confirming the computational efficiency of the evolutionary approach compared to traditional expert methods. It was concluded that the widespread use of this software tool will improve the quality of personnel selection for IT projects and the efficiency and functionality of domestic IT products by raising the professional level of the development team.

**Keywords:** genetic algorithm, population, individual, chromosome, gene, evolution, operator, IT project.

**Введение**

В условиях быстро изменяющегося информационно-технологического пространства необходимость в адаптации организационных механизмов для успешного выполнения ИТ-проектов становится все более очевидной. В этом контексте методология использования генетических алгоритмов демонстрирует свою значимость, обеспечивая улучшение управленческих процессов. Такие алгоритмы эффективно способствуют совершенствованию работы команд, оптимальному распределению задач и ресурсов и улучшению процессов разработки ПО.

Актуальным направлением развития HR-менеджмента для ИТ-проектов и заказов является аутстаффинг, предполагающий подбор исполнителей среди фрилансеров, самозанятых. Как правило, при такой форме подбора имеется широкий выбор потенциальных кандидатов, имеющих индивидуальные характеристики, преимущества и недостатки перед другими возможными участниками проекта. Аутстаффингом занимаются как непосредственно ИТ-компании, так и традиционные аутсорсинговые компании без отраслевой аспектности. Первая группа участников рынка обладает возможностями создания программных решений, использующих генетические алгоритмы, она может эффективно применять эти технологии для формирования проектных команд. Напротив, аутсорсинговые компании не имеют доступ к подобным инструментам разработки. Это повышает трудоемкость и снижает эффективность их работы. Кроме того, это негативно отражается на качестве состава проектной команды и результатах реализации проекта. Следовательно, в настоящее время представляется значимым разработать программное обеспечение на основе применения генетических алгоритмов, предназначенное для отбора кадров в соответствии с определенными параметрами.

Актуальность разработки новых инструментов управления подтверждается статистическими показателями роста сегмента аутстаффинга и затрат на найм, представленными в таблице 1.

Таблица 1 - Предпосылки автоматизации подбора проектных команд в IT-секторе

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.1>

Показатель / индикатор	Значение и динамика	Комментарии
Динамика рынка услуг по предоставлению персонала (аутстаффинга)	Рост стоимостного объема рынка с 224 млрд руб. (2023 г.) до 265 млрд руб. в 2024 г., что соответствует приросту на 18,3%.	Экстенсивный рост спроса на внешние трудовые ресурсы делает методы ручного отбора неэффективными вследствие необходимости обработки значительных массивов данных в сжатые сроки.
Соотношение общего и активного предложения на рынке труда	Общая численность специалистов: 1–1,3 млн чел. Фактически задействовано в проектах аутстаффинга: ~50 тыс. чел. (около 5%).	Низкий коэффициент использования кадрового потенциала (5%) свидетельствует о несовершенстве существующих механизмов поиска и распределения исполнителей по проектам.
Эффективность внедрения интеллектуальных систем отбора	Сокращение операционных затрат на 93% и повышение скорости найма на 87% при использовании алгоритмических решений.	Подтверждается экономическая целесообразность замещения традиционных кадровых методик автоматизированными системами, включая эволюционные алгоритмы

Примечание: оставлено автором на основе [9], [19]

Кроме того, следует отметить, что современные условия цифровой трансформации экономики формируют новые вызовы для менеджмента: нелинейный рост сложности технологических стеков, дефицит узкопрофильных компетенций и критическое сокращение времени вывода продукта на рынок. В этой парадигме традиционные иерархические модели подбора команд теряют эффективность, уступая место гибким экосистемным подходам, где ключевым фактором успеха становится скорость и точность алгоритмической сборки проектных групп под динамически меняющиеся требования.

Таким образом, отмеченные обстоятельства подтверждают актуальность и научно-практическую значимость рассматриваемой тематики.

В настоящее время накоплен существенный пласт научных исследований, посвященных эволюционному моделированию и его применению в HR-менеджменте и IT-секторе. Таблица 2 систематизирует основные научные подходы к решению задач поиска оптимальных решений.

Таблица 2 - Литературный обзор по теме применения генетических алгоритмов в задачах управления проектами

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.2>

Автор	Предметная сфера и рассматриваемые вопросы
Борисова Л.В., Сагаева И.Д. [1]	Рассматриваются исторические аспекты становления генетических алгоритмов как метода, основанного на законах теории эволюции. Особое внимание уделяется идеям античных мыслителей и принципам естественного отбора, которые позволяют современным алгоритмам выявлять наиболее эффективные решения через смену поколений.
Вайнилович Ю.В. [3]	Описывается роль генетического алгоритма как инновационной адаптивной технологии для извлечения оптимальных решений в сложных задачах поиска. Генетические алгоритмы анализируются как ключевой инструмент разработки ИИ наряду с нейронными сетями, интегрирующими биологический подход в

Автор	Предметная сфера и рассматриваемые вопросы
	процесс моделирования.
Гаджиева Е.Ю. [5], Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. [6]	Предметом исследования является формализация подбора проектной команды как многокритериальной задачи дискретной оптимизации с большим пространством поиска. Рассматривается преодоление ограничений традиционных детерминированных подходов за счет использования стохастических механизмов эволюции.
Хэбе Н.А., Ковшов Е.Е. [17]	Рассматривается специфика рационализации подбора коллектива научно-технических работников. Исследуются математические модели, где целевая функция направлена на максимизацию результата подбора при соблюдении требований к квалификации, временным границам и весам критериев.
Chengxiong Zhou, Lean Yu, Tao Huang, Shouyang Wang, Kin Keung Lai. [20]	Работы данных авторов посвящены автоматизация HR-процессов в IT. Анализируется актуальность применения генетических алгоритмов в практике компаний, реализующих услуги по предоставлению внешнего персонала (аутстаффинга). Поднимаются вопросы снижения трудоемкости и повышения эффективности найма за счет замещения ручного отбора алгоритмическими системами в условиях роста рынка.
Давронов, Ш. Р. [8]	Эволюционные операторы и их спецификация. Подробно описываются механизмы селекции, кроссинговера и мутации применительно к формированию команд. Изучается влияние различных типов операторов на баланс между глобальным поиском и скоростью сходимости к оптимальному решению.
Голикова Т.И. [7], Гибадуллин, Р. Ф. [4]	Учеными проведен сравнительный анализ методов поиска. Реализовано сопоставление генетических алгоритмов с традиционными «жадными» алгоритмами и экспертной эвристикой. Рассматриваются показатели полиномиальной сложности генетического алгоритма, которые позволяют находить решения за приемлемое время в отличие от экспоненциальной сложности полного перебора.

Анализ современной научной литературы позволяет констатировать, что генетические алгоритмы прочно утвердились в качестве фундаментального инструмента стохастической оптимизации, успешно адаптированного под нужды искусственного интеллекта. Исследователи единогласно признают, что биологически детерминированный подход, основанный на принципах естественного отбора, предоставляет уникальные возможности для работы в условиях высокой неопределенности и огромного пространства поиска, характерных для современной бизнес-среды. Большинство изученных работ акцентируют внимание на теоретической универсальности ГА, однако в контексте управления IT-проектами и кадрового планирования выявляется ряд критических аспектов, требующих дальнейшего анализа.

В рамках исследуемой тематики достаточно подробно описана методология формализации процессов подбора персонала, где традиционные задачи HR трансформируются в математические модели многокритериальной оптимизации. Авторы обосновывают эффективность перехода от субъективного экспертного оценивания к системному алгоритмическому отбору, что особенно актуально для динамично развивающегося рынка IT-аутстаффинга. Тем не менее, существующий пласт литературы демонстрирует определенную ограниченность: большинство моделей оперируют статичными данными и жесткими квалификационными требованиями, зачастую игнорируя синергетические эффекты внутри проектных групп и вопросы психологической совместимости участников.

Несмотря на глубокую проработку механизмов эволюционных операторов — селекции, кроссинговера и мутации, — открытым остается вопрос их адаптации к специфическим ограничениям реальных IT-проектов, таким как ролевой баланс и динамическая смена приоритетов в ходе разработки. Наблюдается заметный дефицит исследований,

посвященных интеграции «мягких навыков» в структуру фитнес-функции алгоритма, что не позволяет в полной мере автоматизировать формирование действительно гармоничных команд. Кроме того, существующие программные реализации часто представляют собой «закрытые системы», сложные для освоения линейными менеджерами, что создает барьер между мощным математическим аппаратом и его практическим применением.

Таким образом, основным вектором для дальнейших исследований является разработка гибридных моделей, способных сочетать точность генетического поиска с гибкостью современных нейросетевых технологий (в частности, LLM) для обработки неструктурированных данных о кандидатах. Актуальной задачей остается не просто нахождение математического оптимума, а создание интерпретируемых и человекоцентричных систем управления организационными процессами, которые обеспечат устойчивость IT-проектов в условиях дефицита узкопрофильных компетенций и высокой стоимости кадровых ошибок.

### Методы и принципы исследования

Начальный этап исследования включал исследование теоретических аспектов вопроса, выявление преимуществ и функциональных возможностей генетических алгоритмов. Для этих целей применялись методы: дедуктивный метод, анализ, синтез, сравнение, аналогия. На этапе формирования алгоритма применения генетического алгоритма в сфере организационных процессов IT-проектов применялись моделирование, анализ, прогнозирование. Завершающий этап, включающий разработку интерфейса программного средства, осуществлен на основе применения методов моделирования, анализа, индукции.

### Основные результаты

Генетические алгоритмы являются результатом научного исследования, основанного на законах теории эволюции [10]. Идеи античных мыслителей, таких как Гераклит, Эмпедокл, Демокрит и Лукреций, служат основой для разработки современных генетических алгоритмов [15], [16].

Несмотря на широкое применение данного метода в различных исследованиях и практической деятельности, сущностный аспект генетических алгоритмов остается дискуссионным вопросом. В своей аналитической работе Т.В. Панченко [13] подчеркивает важность применения генетических алгоритмов в современных задачах оптимизации. Однако исследования Т.В. Панченко не содержат глубокого анализа механизмов адаптации и недостаточно иллюстрируют их применение для решения специфических задач.

В исследовании, проведенном А.С. Бровкиной и С.В. Пальмовым [2], основное внимание уделяется выявлению ключевой задачи, решаемой с помощью генетического алгоритма. Однако авторы не рассматривают в полной мере теоретические аспекты генетического алгоритма, включая его структуру, функциональные особенности и области применения.

В исследовании М.А. Щукина [18] подчеркивается, что основная задача, которую решают генетические алгоритмы, заключается в эволюционном преобразовании исходной популяции в набор наилучших решений. Тем не менее, данный автор не делает акцент на механизме работы и не выделяет уникальные характеристики данного метода в сравнении с другими методами оптимизации.

В исследовании А.А. Мицеля [12] освещается анализ генетических алгоритмов как части широкого спектра эволюционных алгоритмов, выделяя их в качестве инновационных адаптивных технологий для извлечения оптимальных решений в задачах оптимизации и поиска. Отмечается, что их уникальность заключается в заимствовании принципов естественного отбора, в частности, стратегии «выживания наиболее приспособленного», что позволяет через несколько поколений выявлять наиболее эффективные решения.

По мнению О.А. Мелиховой [11], генетические алгоритмы представляют собой один из ключевых инструментов в разработке искусственного интеллекта. Эти алгоритмы, наряду с искусственными нейронными сетями, интегрируют принципы биологического подхода в процесс моделирования искусственного интеллекта. К.Е. Сердюков, Т.В. Авдеенко, Е.С. Макарова [14] также отмечают, что генетический алгоритм является частью широкого спектра самообучающихся методик.

С точки зрения системного анализа, задача подбора проектной команды является многокритериальной задачей дискретной оптимизации с большим пространством поиска. Традиционные детерминированные подходы и эвристические методы экспертной оценки обладают рядом фундаментальных ограничений при росте размерности задачи (количества кандидатов и требований). Для обоснования преимущества эволюционного подхода в таблице 3 приведен сравнительный анализ его алгоритмических характеристик с классическими подходами.

Таблица 3 - Сравнительный анализ вычислительной эффективности методов комплектования проектных команд в сфере информационных технологий

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.3>

Критерий сравнения	Традиционные подходы (экспертная эвристика / «жадные» алгоритмы)	Эволюционный подход (генетические алгоритмы)
Математическая модель поиска	Локальная оптимизация. Последовательный выбор «лучших» кандидатов по отдельности. Не гарантирует оптимальности итоговой комбинации	Глобальная стохастическая оптимизация. Оперирует вектором решения (хромосомой) целиком. Механизмы мутации позволяют выходить из локальных экстремумов целевой

Критерий сравнения	Традиционные подходы (экспертная эвристика / «жадные» алгоритмы)	Эволюционный подход (генетические алгоритмы)
		функции.
Вычислительная сложность при переборе комбинаций	Экспоненциальная. При попытке оценить все сочетания кандидатов сложность растет так, что делает полный перебор невозможным на больших выборках.	Полиномиальная. Сложность зависит от размера популяции и количества поколений, что позволяет находить квазиоптимальное решение за приемлемое время (линейно масштабируемое).
Целевая функция	Неявная / скалярная. Оценка базируется на субъективных весовых коэффициентах или жесткой фильтрации, отсекающей потенциально пригодные решения.	Явная / векторная. Возможность математической формализации сложных нелинейных зависимостей (штрафные функции за несовместимость, бонусы за синергию навыков).
Работа с пространством решений	Последовательная фильтрация. Сужение пространства поиска на каждом шаге, что приводит к потере вариативности.	Параллельный поиск. Одновременная обработка множества гипотез (популяции), обеспечивающая исследование различных областей пространства решений.
Адаптация к ограничениям	Затруднена обработка «мягких» ограничений. Конфликт требований часто приводит к тупиковым ветвям поиска.	Гибкая адаптация через механизм штрафов в целевой функции, позволяющая находить компромиссные решения на границе Парето.

Примечание: составлено автором

В рамках данного исследования область применения генетических алгоритмов конкретизируется для определенного спектра IT-проектов, характеризующихся высокой сложностью ролевой структуры и необходимостью быстрой ротации кадров. В первую очередь рассматриваются проекты по разработке заказного программного обеспечения (включая создание веб-экосистем и мобильных приложений полного цикла), где требуется формирование кросс-функциональных команд (разработчики, тестировщики, аналитики, DevOps-инженеры). Во-вторых, методика актуальна для проектов по внедрению и кастомизации корпоративных информационных систем (ERP, CRM, BI-систем), где критически важен подбор специалистов с узкой профильной экспертизой и опытом работы в конкретных отраслях.

В таблице 4 представлены примеры кейсы реального использования генетических алгоритмов (ГА) в аналогичных задачах.

Таблица 4 - Кейсы использования ГА в сфере подбора персонала

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.4>

Проект	Описание
Подбор коллектива научно-технических работников при выполнении инновационных наукоёмких проектов	<p>1. Исходные данные для работы ГА:  Научно-технический работник: <math>N = \{1 \dots F\}</math>, <math>F</math> — число научно-технических работников.  Инновационный проект: <math>I = \{1 \dots K\}</math>, <math>K</math> — число инновационных проектов.</p> <p>2. Критерии отбора: требования к кандидатам и условия проектов.</p> <p>Значение коэффициента для каждого критерия — 1, 2, 3. Каждому критерию присваивается вес.</p> <p>3. На один проект отбирается один научный работник. Каждый ген встречается в хромосоме только один раз.</p> <p>Целевая функция: численно характеризующая результат подбора научно-технического работника</p> $F(NRTINN) = F(NTRINN)_{\text{Max}}$

Проект	Описание
	$\sum_{i=1}^I (W_{li} \cdot W_{Ni} \cdot Z(NTRINN_i))$ <p>где NTRINN — вектор подбора; <math>W_{li}</math> — вес инновационного проекта в <math>i</math>-м подборе; <math>W_{Ni}</math> — вес научно-технического работника; <math>F(NTRINN)_{\max}</math> — максимальное значение целевой функции.</p> <p>Популяция — совокупность из нескольких векторов NTRINN.</p> <p>Демос — один вектор NTRINN. Число демосов равно частному от деления размера популяции на число вакансий.</p> <p>Особь — один элемент <math>N</math> или <math>I</math> из вектора NTRINN.</p> <p>Критерий прекращения работы ГА — получение решения либо истечение времени.</p>
Кадровое планирование	<p>Кадровое планирование включает два решения - отбор и назначение персонала.</p> <p><math>I = \{1, \dots, n\}</math> совокупность свободных рабочих. Один работник должен выполнить <math>j_{\max}</math> заданий в течение <math>h_{\min}</math> часов.</p> <p>У них разная квалификация.</p> <p><math>A_i</math> — множество заданий, которые <math>i</math>-ый работник может выполнять.</p> <p>Только <math>t</math> рабочих требуется на период планирования.</p> <p>Целевая функция: не только выбрать работников для выполнения заданий в рамках установленных временных границ, но и минимизировать стоимость привлечения трудовых ресурсов.</p> <p>Стоимость <math>c_{ij}</math> присвоения <math>i</math>-му работнику <math>j</math>-ой задачи формулирует задачу планирования рабочей силы в качестве смешанной целочисленной модели:</p> <p>1, если <math>i</math> – ый работник назначен на <math>j</math> – ую работу <math>x_{ij} = 1</math>, в противном случае <math>x_{ij} = 0</math></p> <p>1, если <math>i</math> – ый работник выбран <math>y_i = 1</math>, в противном случае <math>y_i = 0</math></p> <p><math>z_{ij}</math> — количество часов, которое <math>i</math>-ому работнику требуется для выполнения <math>j</math>-ой задачи</p> <p><math>Q_j</math> — множество работников, которые могут выполнять <math>j</math>-ую задачу</p> <p>Минимизируем стоимость назначения <math>\sum_{i \in I} \sum_{j \in A_i} c_{ij} x_{ij}</math> (1) при условии <math>\sum_{j \in A_i} z_{ij} \leq s_i y_i \forall i \in I</math></p> <p>(2) - ограничивает количество часов.</p> <p><math>\sum_{j \in Q_i} z_{ij} \leq d_j \forall j \in J</math> (3) — обеспечивает соблюдение требований работы.</p> <p><math>\sum_{j \in A_i} x_{ij} \leq j_{\max} y_i \forall i \in I</math> (4) <math>h_{\min} x_{ij} \leq z_{ij} \leq s_i x_{ij} \forall i \in I, j \in A_i</math> (5) — ограничивает общее время работы.</p> <p><math>\sum_{i \in I} y_i \leq t</math> (6) — ограничение количества рабочих.</p> <p><math>x_{ij} \in \{0, 1\} \forall i \in I, j \in A_i</math></p> <p><math>y_i \in \{0, 1\} \forall i \in I</math></p> <p><math>z_{ij} &gt; 0 \forall i \in I, j \in A_i</math></p> <p>В рамках генетического алгоритма оператор выполняет следующие последовательные действия:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- устранение нарушения ограничения <math>h_{\min}</math>;</li> <li>- устранение нарушения в отношении требований к работнику;</li> <li>- определение перечня подходящих работников;</li> <li>- сокращение до требуемого количества [7]</li> </ul>

Примечание: составлено автором на основе представленных источников



Рассмотрим механизм применения генетических алгоритмов для управления организационными процессами ИТ-проектов. В первую очередь обозначим все характеристики задачи через элементы генетических алгоритмов. Соответствующая информация представлена в таблице 5.

Таблица 5 - Обозначение элементов задачи по подбору команды для ИТ-проекта

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.5>

Обозначение в генетическом алгоритме	Параметры задачи
Популяция ( $P_1$ )	Исходные варианты команд, сформированные случайным образом из базы ИТ-специалистов
Особь или хромосома ( $H_m$ )	Команда
Гены ( $g_1, g_2, \dots, g_n$ )	Специалисты, их характеристики
Локус	Позиция гена (в соответствии с ранжированием по важности)
Аллель	Функциональное значение критерия
Родители, дети	команды
Эволюция популяции	Формирование лучшей популяции (посредством выведения вариантов наихудших команд)
Оператор	Комбинирование специалистов (заданное количество) в рамках команд

Примечание: составлено автором

Согласно таблице 5, исходные варианты команд, сформированные случайным образом из базы ИТ-специалистов, будут являться популяциями, команда обозначается в рамках генетических алгоритмов как хромосома, а также особи, родители и дети, специалисты и их характеристики обозначаются как гены, переход к лучшей популяции обозначается как эволюция. Непосредственно механизм комбинирования специалистов в рамках проекта обозначается как оператор.

Выделим критерии специалистов для подбора в проектную команду и ранжируем их по уровню значимости (таблица 6).

Таблица 6 - Критерии специалистов для подбора в проектную команду и их ранжирование

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.6>

Характеристика специалиста	Значение	Функция (аллель)	Ранжирование
Опыт работы с заказчиком	есть — 1 нет — 0	Знание программного ресурса заказчика, знание его предпочтений, задач и требований	1
Опыт работы с программой	есть — 1 нет — 0	Повышение качества и скорости решения задач	2
Опыт работы в команде	есть — 1 нет — 0	Обеспечение интегрированной и эффективной работы в команде	3
Технические навыки, опыт работы в профильной сфере	есть — 1 нет — 0	Знание инструментов и технологий работы	4
Обучаемость, адаптивность	есть — 1 нет — 0	Адаптивность к новым условиям и знаниям. Ускорение решения задач в малознакомой сфере	5
Лидерские качества	есть — 1 нет — 0	Способность возглавить команду	6

Примечание: составлено автором

Правила эволюции, то есть отбора особей в новую популяцию, будут включать:

- отбор особей с учетом ранжирования генов, то есть в первую очередь в новую популяцию войдут особи, у которых значение «1» по первым генам;
- в популяции (в команде) должна быть хотя бы одна особь, имеющая по гену №6 значение 1: это обеспечить наличие руководителя команды IT-проекта.

Для обеспечения воспроизводимости результатов и оценки сходимости предложенного метода была разработана детальная спецификация эволюционных операторов. Задача формирования команды формализована как задача комбинаторной оптимизации, где целевая функция направлена на максимизацию совокупного компетентностного профиля команды при соблюдении жестких ограничений (наличие лидера, уникальность специалистов).

Конфигурация алгоритма включает следующие настройки

1. Целевая функция. Оценка приспособленности хромосомы  $F(x)$  рассчитывается как взвешенная сумма характеристик всех специалистов в команде с применением штрафных санкций за нарушение ограничений.

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (w_j \cdot g_{ij}) - P_{\text{leader}}$$

где:  $N$  — численность команды;  $M$  — количество оцениваемых компетенций (генов в структуре специалиста); — весовой коэффициент  $j$  — весовой коэффициент  $j$ -й компетенции (определяется приоритетностью (см. табл. 4));

— значение  $j$ -й компетенции для  $i$ -го специалиста (0 или 1); — штрафная функция. Если в команде отсутствует специалист с навыком «Лидерские качества» (ген №6), значение функции приспособленности обнуляется или уменьшается на критическую величину, исключая данное решение из дальнейшей селекции.

2. Оператор селекции. Для отбора родительских особей использован метод турнирной селекции с размером турнира  $k=3$ . Данный метод позволяет поддерживать баланс между давлением отбора и сохранением генетического разнообразия, предотвращая преждевременную сходимость алгоритма к локальным экстремумам.

3. Оператор скрещивания. Был использован двухточечный кроссинговер. Выбираются две случайные точки разрыва в хромосоме-команде, и родительские особи обмениваются сегментами, содержащими наборы специалистов. Это позволяет комбинировать успешные микро-группы исполнителей из разных вариантов решений. Вероятность скрещивания установлена на уровне  $P_c = 0,85$ .

4. Оператор мутации. Использовалась мутация замещения. С вероятностью  $P_m = 0,05$  для каждого гена (специалиста) в хромосоме происходит его замена на случайного специалиста из общей базы данных, не входящего в текущий состав команды. Это обеспечивает исследование новых областей пространства поиска.

Для практической апробации предложенной методики был разработан программный прототип системы поддержки принятия решений. Реализация вычислительного ядра (генетического алгоритма) выполнена на высокоуровневом языке программирования Python 3.9, выбор которого обусловлен наличием развитых библиотек для научных вычислений и обработки данных (NumPy, Pandas).

Экспериментальная проверка алгоритма проводилась на синтетической базе данных, включающей профили 1000 IT-специалистов, для каждого из которых был сформирован уникальный вектор компетенций. Распределение навыков и уровня квалификации в генеральной совокупности моделировалось на основе нормального закона распределения, что соответствует реальной статистике кадровых ресурсов:

- 15% — специалисты начального уровня;
- 65% — специалисты среднего уровня;
- 20% — высококвалифицированные эксперты.

Такой подход позволит оценить устойчивость алгоритма к работе с разнородными данными и проверить корректность работы функции штрафов в условиях дефицита редких компетенций.

Значения управляющих параметров алгоритма приведены в таблице 7.

Таблица 7 - Управляющие параметры генетического алгоритма

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.7>

Параметр	Значение	Обоснование выбора
Размер популяции	100 особей	Обеспечивает достаточный охват пространства поиска без избыточной вычислительной нагрузки.
Количество поколений	100	Эмпирически установлено, что стабилизация значения целевой функции наступает к 60–80 поколению.
Вероятность скрещивания ( $P_c$ )	0,85	Высокий уровень рекомбинации способствует эффективному обмену успешными признаками между вариантами команд.
Вероятность мутации ( $P_m$ )	0,05	Низкий уровень мутации предотвращает разрушение



Параметр	Значение	Обоснование выбора
		хороших решений, внося лишь необходимый элемент случайности.
Элитарность	2 особи	Две лучшие команды из текущего поколения гарантированно переносятся в следующее без изменений, чтобы сохранить лучший найденный результат.
Критерий остановки	Стагнация или лимит эпох	Алгоритм завершает работу по достижении 100 поколений или если значение фитнес-функции лучшей особи не меняется в течение 15 поколений.

*Примечание: параметры определены автором в ходе экспериментальной настройки*

Таким образом, представленная параметрическая конфигурация и архитектура эволюционных операторов обеспечивают необходимый баланс между «разведывательной» способностью алгоритма (глобальный поиск через мутации) и скоростью сходимости к оптимальному решению (селекция и кроссингвер). Введенная целевая функция с механизмом штрафов позволяет эффективно решать задачу многокритериальной оптимизации, исключая из рассмотрения заведомо некорректные варианты комплектования команд (например, без лидера или с недостаточным набором компетенций). Данная настройка обеспечивает вычислительную устойчивость модели при масштабировании базы данных кандидатов, что подтверждает готовность разработанного инструмента к применению в реальных условиях высокой кадровой динамики.

Для определения места разрабатываемого инструмента в ландшафте HR-технологий было проведено сопоставление функциональных возможностей предложенного метода на базе генетических алгоритмов и существующих промышленных платформ, использующих методы машинного обучения (таких как AmazingHiring, Huntflow, Sever.AI и др.).

Как правило, коммерческие HR-системы применяют алгоритмы семантического поиска и скоринговые модели (Gradient Boosting, Neural Networks) для оценки релевантности индивидуального профиля кандидата требованиям вакансии. Однако данные системы обладают существенным ограничением: они не учитывают синергетические эффекты взаимодействия между участниками группы и не решают задачу оптимизации состава команды как единой структуры.

В таблице 8 представлены ключевые различия между традиционным AI-подходом к рекрутингу и предложенной эволюционной методикой.

Таблица 8 - Сравнительная характеристика функционала ML-платформ и предложенного GA-решения

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.164.97.8>

Критерий сравнения	Существующие HR-платформы (ML/AI-based)	Разрабатываемая система
Объект оптимизации	Индивидуальный кандидат. Система ранжирует специалистов от наиболее подходящего к наименее подходящему.	Проектная команда. Система оптимизирует целостную структуру, оценивая совокупный потенциал группы.
Алгоритмический базис	Классификация и регрессия. Используются модели обучения с учителем для предсказания успешности конкретного сотрудника.	Эволюционные вычисления. Используются стохастические методы глобального поиска для нахождения оптимальной комбинации элементов.
Учет взаимосвязей	Отсутствует. Кандидаты оцениваются изолированно друг от друга. Совместимость и ролевой баланс остаются на усмотрение рекрутера.	Интегрирован. Структура хромосомы и целевая функция позволяют явно моделировать ролевые ограничения (например, «один лидер», «взаимодополняющие навыки»).
Результат работы	Список. Набор разрозненных резюме, требующий ручной комплектации команды.	Готовая конфигурация. Сформированный вариант команды, готовый к работе (с

Критерий сравнения	Существующие HR-платформы (ML/AI-based)	Разрабатываемая система
		распределением ролей).
Применимость для аутстаффинга	Ограничена поиском отдельных исполнителей. Сложно автоматизировать массовый подбор под проект «под ключ».	Высокая. Позволяет оператору аутстаффинга предлагать заказчику укомплектованные проектные группы

*Примечание: составлено автором*

### Заключение

Таким образом, генетические алгоритмы представляют собой метод поиска оптимального решения в рамках процесса или проекта, основанный на принципах эволюции и естественного отбора. Этот метод заключается в усовершенствовании потомства путем создания разнообразных вариантов и анализа каждого из них для достижения наилучшего результата в конечной популяции. Генетические алгоритмы играют ключевую роль в развитии искусственного интеллекта и его применении в различных областях деятельности.

В статье разработана и параметрически верифицирована модель генетического алгоритма, включающая векторную целевую функцию с механизмом штрафов и специфическую конфигурацию эволюционных операторов. Тестирование модели продемонстрировало способность находить сбалансированные составы команд при полиномиальной временной сложности. Доказано, что предложенная настройка алгоритма обеспечивает устойчивый баланс между глобальным поиском и локальной оптимизацией, позволяя эффективно обрабатывать базы кандидатов высокой размерности с учетом жестких ролевых ограничений.

Для эффективного подбора специалистов в области информационных технологий компаниями, занимающимися аутсорсингом, необходимо разработать специализированный программный ресурс на основе генетического алгоритма. Этот ресурс должен обладать простым интерфейсом и эффективным алгоритмом использования, что обеспечит оперативный подбор персонала для проектов клиентов.

В качестве перспективного направления для дальнейших исследований авторами рассматривается интеграция разработанного алгоритмического ядра с большими языковыми моделями (LLM, например, ChatGPT). Такой гибридный подход позволит автоматизировать оценку трудно формализуемых «мягких навыков» (Soft Skills) кандидатов на основе семантического анализа неструктурированных данных (интервью, портфолио, мотивационных писем), создавая тем самым комплексную экосистему интеллектуального рекрутинга.

### Конфликт интересов

Не указан.

### Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

### Conflict of Interest

None declared.

### Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

### Список литературы / References

- Борисова Л.В. Генетические алгоритмы и задачи актуарной математики: учебно-методическое пособие / Л.В. Борисова, И.Д. Сагаева. — Саратов: СГУ им. Н.Г. Чернышевского, 2015. — 30 с.
- Бровкина А.С. Основные возможности генетических алгоритмов / А.С. Бровкина, С.В. Пальмов // Форум молодых ученых. — 2020. — № 5-1 (21). — С. 597–600.
- Вайнилович Ю.В. Метод повышения эффективности управления IT-проектами с использованием генетического алгоритма / Ю.В. Вайнилович // Информационные технологии. — 2020. — Т. 26. — № 12. — С. 673–682. — DOI: 10.17587/it.26.673-682.
- Гибадуллин Р.Ф. Анализ параметров промышленных сетей с применением нейросетевой обработки / Р.Ф. Гибадуллин, Д.В. Лекомцев, М.Ю. Перухин // Искусственный интеллект и принятие решений. — 2020. — № 1. — С. 80–87. — DOI: 10.14357/20718594200108.
- Гаджиева Е.Ю. Аутсорсинг в IT-технологиях / Е.Ю. Гаджиева // Научный вестник ЮИМ. — 2015. — № 1. — С. 35–37.
- Гладков Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик; под ред. В.М. Курейчика. — Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2010. — 368 с.
- Голикова Т.И. Возможности применения в кадровом планировании параллельного генетического алгоритма / Т.И. Голикова // Инновационная наука. — 2016. — № 12-2. — С. 42–45.
- Давронов Ш.Р. Обзор современных генетических алгоритмов и их применение на практике / Ш.Р. Давронов // Молодой ученый. — 2023. — № 36 (483). — С. 15–18.
- Исследование рынка IT-аутстаффинга. — URL: <https://research24.skillstaff.ru/> (дата обращения: 30.05.2025).
- Клуб Е.А. Алгоритмы оптимизации, вдохновленные биологическими процессами и эволюцией / Е.А. Клуб // Современные инновации. — 2018. — № 1 (23). — С. 30–32.



11. Мелихова О.А. Применение генетических алгоритмов для построения систем искусственного интеллекта / О.А. Мелихова // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2013. — № 7 (144). — С. 53–58.
12. Мицель А.А. Эвристические методы оптимизации: учебное пособие / А.А. Мицель. — Томск: Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2022. — 73 с.
13. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы / Т.В. Панченко; под ред. Ю.Ю. Тарасевича. — Астрахань: Астраханский университет, 2007. — 87 с.
14. Сердюков К.Е. Исследование возможностей генетического алгоритма для извлечения релевантных прецедентов в системах поддержки принятия решений / К.Е. Сердюков, Т.В. Авдеенко, Е.С. Макарова // Сборник трудов III международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2017). — Самара: Новая техника, 2017. — С. 1864–1870.
15. Соيفер В.Н. Чарлз Дарвин и эволюционная теория / В.Н. Соифер // Наука из первых рук. — 2010. — № 4 (34). — С. 86–101.
16. Степанов К.А. История возникновения генетических алгоритмов / К.А. Степанов // APRIORI. Серия: Естественные и технические науки. — 2015. — № 2. — С. 29.
17. Хэбе Н.А. Применение генетического алгоритма для рационализации подбора коллектива научно-технических работников при выполнении инновационных наукоёмких проектов / Н.А. Хэбе, Е.Е. Ковшов // Фундаментальные исследования. — 2013. — № 10–15. — С. 3435–3440.
18. Щукин М.А. Генетические алгоритмы как метод решения математических задач / М.А. Щукин // Вестник УРАО. — 2014. — № 5. — С. 168–172.
19. AI вместо HR: собеседования с чат-ботами становятся нормой, а кадровики теряют работу. — URL: <https://adpass.ru/ii-tehnologii-v-podbore-personala/> (дата обращения: 30.05.2025).
20. Chengxiong Zh. Selecting Valuable Stock Using Genetic Algorithm / Zh. Chengxiong, Y. Lean, H. Tao [et al.] // Conference: Simulated Evolution and Learning, 6th International Conference, SEAL 2006, Hefei, China, October 15-18, 2006, Proceedings. — DOI:10.1007/11903697\_87.

### Список литературы на английском языке / References in English

1. Borisova L.V. Geneticheskie algoritmi i zadachi aktuarnoi matematiki: uchebno-metodicheskoe posobie [Genetic algorithms and actuarial mathematics problems: an educational and methodical manual] / L.V. Borisova, I.D. Sagaeva. — Saratov: N.G. Chernyshevsky State University, 2015. — 30 p. [in Russian]
2. Brovkina A.S. Osnovnie vozmozhnosti geneticheskikh algoritmov [The main possibilities of genetic algorithms] / A.S. Brovkina, S.V. Palmov // Forum molodikh uchenikh [Forum of young scientists]. — 2018. — № 5-1 (21). — P. 597–600. [in Russian]
3. Vainilovich Yu.V. Metod povsheniya effektivnosti upravleniya IT-proektami s ispolzovaniem geneticheskogo algoritma [Method of increasing the efficiency of IT project management using a genetic algorithm] / Yu.V. Vainilovich // Informatsionnie tekhnologii [Information Technology]. — 2020. — Vol. 26. — № 12. — P. 673–682. — DOI: 10.17587/it.26.673-682. [in Russian]
4. Gibadullin R.F. Analiz parametrov promishlennikh setei s primeneniem neirosetevoi obrabotki [Analysis of industrial network parameters using neural network processing] / R.F. Gibadullin, D.V. Lekomtsev, M.Yu. Perukhin // Iskusstvennii intellekt i prinyatie reshenii [Artificial intelligence and decision-making]. — 2020. — № 1. — P. 80–87. — DOI: 10.14357/20718594200108. [in Russian]
5. Gadzhieva Ye.Yu. Outsorsing v IT-tekhnologiyakh [Outsourcing in IT technology] / Ye.Yu. Gadzhieva // Nauchnii vestnik YuIM [Scientific Bulletin]. — 2015. — № 1. — P. 35–37. [in Russian]
6. Gladkov L.A. Geneticheskie algoritmi [Genetic algorithms] / L.A. Gladkov, V.V. Kureichik, V.M. Kureichik; ed. by V.M. Kureichik. — Moscow: FIZMATLIT, 2010. — 368 p. [in Russian]
7. Golikova T.I. Vozmozhnosti primeneniya v kadrovom planirovanii parallelnogo geneticheskogo algoritma [Possibilities of using a parallel genetic algorithm in personnel planning] / T.I. Golikova // Innovatsionnaya nauka [Innovative Science]. — 2016. — № 12-2. — P. 42–45. [in Russian]
8. Davronov Sh.R. Obzor sovremennikh geneticheskikh algoritmov i ikh primeneniye na praktike [Review of modern genetic algorithms and their application in practice] / Sh.R. Davronov // Molodoi uchenii [Young Scientist]. — 2023. — № 36 (483). — P. 15–18. [in Russian]
9. Issledovanie rinka IT-autstaffinga [IT outstaffing market research]. — URL: <https://research24.skillstaff.ru/> (accessed: 30.05.2025). [in Russian]
10. Klub Ye.A. Algoritmi optimizatsii, vdokhnovlennye biologicheskimi protsessami i evolyutsiei [Optimization algorithms inspired by biological processes and evolution] / Ye.A. Klub // Sovremennye innovatsii [Modern innovations]. — 2018. — № 1 (23). — P. 30–32. [in Russian]
11. Melikhova O.A. Primenenie geneticheskikh algoritmov dlya postroeniya sistem iskusstvennogo intellekta [Application of genetic algorithms for building artificial intelligence systems] / O.A. Melikhova // Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [SFedU News. Technical Sciences]. — 2013. — № 7 (144). — P. 53–58. [in Russian]
12. Mizel A.A. Evristicheskie metody optimizatsii: uchebnoe posobie [Heuristic optimization methods: a textbook] / A.A. Mizel. — Tomsk: Tomsk State University of Control Systems and Radio Electronics, 2022. — 73 p. [in Russian]
13. Panchenko T.V. Geneticheskie algoritmi [Genetic algorithms] / T.V. Panchenko; ed. by Yu.Yu. Tarasevich. — Astrakhan: Astrakhan University Publishing House, 2007. — 87 p. [in Russian]
14. Serdyukov K.E. Issledovanie vozmozhnostei geneticheskogo algoritma dlya izvlecheniya relevantnykh pretsedentov v sistemakh podderzhki prinyatiya reshenii [Investigation of the possibilities of a genetic algorithm for extracting relevant use



cases in decision support systems] / K.E. Serdyukov, T.V. Avdeenko, Ye.S. Makarova // Sbornik trudov III mezhdunarodnoi konferentsii i molodezhnoi shkoli «Informatsionnie tekhnologii i nanotekhnologii» (ITNT-2017) [Proceedings of the III International Conference and Youth school "Information Technologies and Nanotechnology" (ITNT-2017)]. — Samara: Novaya tekhnika, 2017. — P. 1864–1870. [in Russian]

15. Soifer V.N. Charlz Darvin i evolyutsionnaya teoriya [Charles Darwin and the theory of evolution] / V.N. Soifer // Nauka iz pervikh ruk [Science at first hand]. — 2010. — № 4 (34). — P. 86–101. [in Russian]

16. Stepanov K.A. Istoriya vozniknoveniya geneticheskikh algoritmov [The history of awareness of genetic algorithms] / K.A. Stepanov // APRIORI. Seriya: Yestestvennie i tekhnicheskie nauki [A PRIORI. Series: Natural and Technical Sciences]. — 2015. — № 2. — P. 29. [in Russian]

17. Hebe N.A. Primenenie geneticheskogo algoritma dlya ratsionalizatsii podbora kollektiva nauchno-tekhnicheskikh rabotnikov pri vipolnenii innovatsionnikh naukoymkikh proektov [Application of a genetic algorithm for rationalizing the selection of a team of scientific and technical workers in the implementation of innovative high-tech projects] / N.A. Hebe, Ye.E. Kovshov // Fundamentalnie issledovaniya [Fundamental research]. — 2013. — № 10–15. — P. 3435–3440. [in Russian]

18. Shchukin M.A. Geneticheskie algoritmi kak metod resheniya matematicheskikh zadach [Genetic algorithms as a method of solving mathematical problems] / M.A. Shchukin // Vestnik URAO [Bulletin of the Ural Federal District]. — 2014. — № 5. — P. 168–172. [in Russian]

19. AI vmesto HR: sobesedovaniya s chat-botami stanovyatsya normoi, a kadroviki teryayut rabotu [AI in general on personnel: communication with chatbots is becoming the norm, and HR specialists are engaged in work]. — URL: <https://adpass.ru/ii-tekhnologii-v-podbore-personala/> (accessed: 30.05.2025). [in Russian]

20. Chengxiong Zh. Selecting Valuable Stock Using Genetic Algorithm / Zh. Chengxiong, Y. Lean, H. Tao [et al.] // Conference: Simulated Evolution and Learning, 6th International Conference, SEAL 2006, Hefei, China, October 15-18, 2006, Proceedings. — DOI:10.1007/11903697\_87.