

**Абрамов Виктор Иванович**

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

**Медеров Ислам Медерович**

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

**Семенов Никита Алексеевич**

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

### **Количественная оценка экономической целесообразности трансформации процесса найма с использованием ИИ-агентов**

**Аннотация.** В статье проведена количественная оценка инвестиционной привлекательности внедрения автономных AI-агентов в процессы рекрутмента. Обоснован переход от традиционной автоматизации к интеллектуальному реинжинирингу найма в условиях цифровой экономики. На основе имитационного моделирования денежных потоков рассчитаны ключевые финансовые метрики (NPV, ROI, DPP) для трех сценариев реализации проекта. Доказано, что использование агентских систем в парадигме Human-in-the-Loop обеспечивает быструю окупаемость (менее 1,3 года) даже при консервативных оценках эффективности. Выявлены драйверы создания стоимости: сокращение прямых трудозатрат на рутинные операции и минимизация упущенной выгоды от незакрытых вакансий. Предложены рекомендации по управлению рисками внедрения, включая вопросы качества данных и алгоритмической этики.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, ИИ-агенты, рекрутмент, цифровая трансформация, HR, инвестиционный анализ, экономическая эффективность, NPV, ROI, автоматизация найма, экономика данных.

**Abramov Viktor Ivanovich**

National Research Nuclear University MEPHI

**Mederov Islam Mederovich**

National Research Nuclear University MEPHI

**Semenov Nikita Alekseevich**

National Research Nuclear University MEPHI

### **Quantitative assessment of the economic feasibility of transforming the recruitment process using AI agents**

**Annotation.** The article presents a quantitative assessment of the investment attractiveness of deploying autonomous AI agents in recruitment processes. It justifies the shift from traditional automation to intelligent reengineering of hiring within the digital economy. Using cash flow simulation modeling, key financial metrics (NPV, ROI, DPP) are calculated across three implementation scenarios. The study demonstrates that employing agentic systems within a Human-in-the-Loop paradigm ensures rapid payback (under 1.3 years), even under conservative efficiency estimates. Key value drivers are identified, specifically the reduction of direct labor costs for routine operations and the minimization of foregone revenue from unfilled vacancies. Finally, recommendations for mitigating implementation risks, including data quality and algorithmic ethics, are proposed.

**Keywords:** artificial intelligence, AI agents, recruitment, HR digital transformation, investment analysis, economic efficiency, NPV, ROI, hiring automation, Human-in-the-Loop, data economy.

## **Введение**

В условиях современной цифровой трансформации экономики структура операционных издержек предприятий претерпевает существенные изменения. Переход к экономике данных диктует новые правила: как показывают исследования приоритетов цифровизации, фокус смещается с простой автоматизации на глубокую интеграцию аналитических инструментов в ключевые бизнес-процессы, включая управление человеческим капиталом [5]. Одной из наиболее критичных статей расходов становится управление человеческим капиталом, в частности - процессы привлечения и отбора талантов. Глобальный дефицит квалифицированных кадров, сопровождающийся ростом зарплатных ожиданий, приводит к значительному увеличению метрики стоимости найма и времени закрытия вакансий [7]. Для многих организаций способность быстро и экономически эффективно нанимать персонал трансформируется из рутинной HR-задачи в фактор стратегической устойчивости и конкурентоспособности [9].

Традиционные методы автоматизации рекрутмента, базирующиеся на использовании систем отслеживания кандидатов и скриптовых чат-ботов, к настоящему времени достигли предела своей эффективности. Они позволяют упорядочить данные, но не способны автономно решать задачи, требующие когнитивной гибкости: семантический анализ резюме, ведение контекстного диалога с кандидатом, координация сложных расписаний интервью. Ответом на этот технологический вызов становится появление систем на базе агентского искусственного интеллекта (Agentic AI) - автономных программных сущностей, способных к целеполаганию, планированию и выполнению многоступенчатых операций без постоянного вмешательства оператора [13].

Однако, несмотря на активный дискурс вокруг технологических возможностей ИИ, в научной литературе наблюдается дефицит исследований, посвященных строгой экономической верификации подобных проектов. Существующие работы зачастую фокусируются на качественных аспектах цифровизации или технических метриках точности алгоритмов, оставляя за скобками вопросы инвестиционной оценки. Фундаментальные аспекты цифровой трансформации бизнес-моделей и готовности организаций к внедрению инноваций подробно раскрыты в работе [1], однако специфика внедрения агентских систем сопряжена со специфической структурой капитальных (интеграция, кастомизация) и операционных (вычислительные мощности, токенизация) затрат, что требует адаптации классических финансовых моделей.

Целью данного исследования является количественная оценка экономической целесообразности трансформации процесса найма с использованием ИИ-агентов. В работе ставится задача формализовать модель денежных потоков инвестиционного проекта, определить драйверы эффективности и рассчитать ключевые показатели инвестиционной привлекательности (NPV, ROI, срок окупаемости) в рамках сценарного анализа. Авторская гипотеза состоит в том, что при сохранении человека в контуре принятия решений (Human-in-the-Loop), внедрение агентских систем обеспечивает положительную чистую приведенную стоимость даже при консервативных оценках сокращения трудозатрат.

## **Теоретические основы и обзор литературы**

Современная теория управления персоналом рассматривает цифровую трансформацию не как точечное внедрение инструментов, а как фундаментальный реинжиниринг бизнес-процессов и если на этапе Web 2.0 основной целью было создание цифровых витрин вакансий и баз данных, то текущий этап, часто обозначаемый как «AI-Recruitment», предполагает передачу алгоритмам рутинных когнитивных операций. Исследования показывают, что использование инструментов на базе NLP (обработка естественного языка) позволяет сократить затраты на скрининг резюме и первичную коммуникацию, которые традиционно занимают до 60% времени рекрутеров [14]. Следует отметить, что цифровизация HR-аналитики не просто автоматизирует отчетность, но создает базу для предиктивного управления талантами, что является необходимым условием для перехода к агентским моделям [3;4]. Использование таких инструментов

позволяет реализовать концепцию проактивного управления, при которой решения принимаются в логике «из будущего» - на основе сценарного прогнозирования бизнес-процессов, что существенно повышает качество управленческих решений в условиях неопределенности [5].

В литературе отмечается, что переход к агентским моделям позволяет преодолеть фрагментарность данных. В отличие от монолитных алгоритмов, агентская архитектура подразумевает взаимодействие специализированных модулей: один агент отвечает за сорсинг, другой - за квалификацию, третий - за логистику встреч и такой подход повышает адаптивность системы к изменениям внешних условий [13].

Критическим аспектом внедрения ИИ в социальные системы является проблема доверия и легитимности решений. Полная автоматизация найма несет в себе риски алгоритмической предвзятости и репутационных потерь, что может привести к оттоку кандидатов и снижению силы бренда работодателя. В связи с этим, в данной работе рассматривается гибридная модель Human-in-the-Loop («человек в контуре»). В этой парадигме ИИ-агенты выполняют роль интеллектуальных ассистентов, подготавливающих скоринговые баллы и рекомендации, но финальное решение о найме и валидация оффера остаются прерогативой человека. С экономической точки зрения такой подход, хотя и сохраняет часть затрат на ФОТ рекрутеров, минимизирует риски дорогостоящих ошибок найма и обеспечивает соответствие регуляторным требованиям [15].

Экономическая оценка IT-проектов в HR традиционно сталкивается с трудностью монетизации качественных эффектов. Классические метрики, такие как ROI, требуют четкого перевода операционных улучшений в денежные потоки. В последних отраслевых отчетах предлагается использовать композитные модели, учитывающие прямую экономию (сокращение расходов на агентства и рекламу) и косвенную выгоду (увеличение выручки за счет быстрого закрытия вакансий) [12].

Однако большинство доступных методик носят упрощенный характер, игнорируя временную стоимость денег и риски проекта. В недавних исследованиях экономической ценности генеративного искусственного интеллекта подчеркивается, что ключевой эффект достигается не только за счет сокращения издержек, но и через трансформацию работы с данными как активом [2]. Данное исследование призвано закрыть этот методологический пробел, применяя метод дисконтированных денежных потоков (DCF) к специфике агентских систем, где значительную долю затрат составляет переменный OPEX (стоимость обработки запросов LLM), а выгоды распределены во времени.

#### **Методология исследования**

Для проверки гипотезы об экономической эффективности был выбран метод имитационного моделирования инвестиционного проекта. Объектом моделирования выступает процесс найма в условной средней организации с годовой потребностью в найме  $N = 100$  сотрудников. Период планирования (горизонт оценки) установлен на уровне  $T = 5$  лет, что соответствует среднему жизненному циклу корпоративных программных платформ до их существенного обновления.

Модель построена на сравнительном анализе денежных потоков в двух состояниях:

1. As-Is (как есть): традиционный процесс найма с высокой долей ручного труда, использованием классических работных сайтов и базовой ATS;
2. To-Be (как будет): трансформированный процесс с внедрением экосистемы ИИ-агентов для парсинга, скрининга, скоринга и координации интервью.

Входные параметры модели базируются на агрегированных данных отраслевых бенчмарков и предварительных расчетах пилотных внедрений [11,12].

Таблица 1. Базовые параметры модели

Параметр	Обозначение	Значение	Обоснование
Объем найма в год	$H$	100 ед.	Усредненное значение для среднего бизнеса
Стоимость найма (до внедрения)	$C_{before}$	\$7 600	Включает внешние (агентства, реклама) и внутренние (ФОТ рекрутеров) затраты
Стоимость найма (после внедрения)	$C_{after}$	\$4 800	Прогнозное значение с учетом автоматизации рутинных операций
Маржинальная экономия на 1 найм	$\Delta C$	\$2 800	Разница между $C_{before}$ и $C_{after}$
Количество рекрутеров	$N_{rec}$	5 чел.	Штатное расписание отдела подбора
Ставка дисконтирования	$r$	20%	Отражает высокую стоимость капитала и технологические риски проекта

Корректный расчет NPV требует детальной декомпозиции затрат на внедрение (CAPEX) и сопровождение (OPEX) системы.

Капитальные затраты (CAPEX): инвестиционная фаза включает: приобретение лицензий на ПО и доступ к API LLM-моделей, техническую интеграцию агентов с существующей HRIS/ATS системой (настройка коннекторов, обеспечение безопасности данных), обучение моделей на исторических данных компании для учета корпоративной культуры и специфики профилей должностей, и обучение персонала работе с новыми инструментами и юридический консалтинг. В базовом сценарии совокупный CAPEX оценивается в \$110 000.

Операционные затраты (OPEX): ежегодные расходы включают: стоимость подписки/токенов (из расчета \$1 000 на рекрутера в месяц), затраты на техническую поддержку и регулярное дообучение моделей для предотвращения дрейфа данных - оценивается в 15% от ФОТ команды рекрутеров и инфраструктурные расходы (серверные мощности, мониторинг) - \$10 000 в год.

Экономическая эффективность проекта оценивается с помощью динамических методов инвестиционного анализа.

1. Чистая приведенная стоимость (NPV - Net Present Value): Характеризует интегральный экономический эффект за весь горизонт планирования, приведенный к текущей стоимости денег:

$$NPV = \sum_{t=1}^T \frac{CF_t}{(1+r)^t} - I_0$$

где  $CF_t$  - чистый денежный поток в году  $t$  (Разница между валовой экономией и OPEX);  $I_0$  - начальные инвестиции (CAPEX);  $r$  - ставка дисконтирования (0,20).

2. Валовая годовая экономия рассчитывается как произведение объема найма на экономию удельных затрат:  $S_{gross} = H \times (C_{before} - C_{after})$ .
3. Рентабельность инвестиций (ROI - Return on Investment): показывает эффективность вложений в процентном выражении:

$$ROI = \frac{\sum_{t=1}^T PV_t - I_0}{I_0} \times 100\%$$

где  $PV_t$  - дисконтированный денежный поток года  $t$ .

4. Дисконтированный срок окупаемости (DPP - Discounted Payback Period): период времени, необходимый для того, чтобы кумулятивный дисконтированный денежный поток стал положительным.

Для обеспечения устойчивости результатов к колебаниям рыночной конъюнктуры применяется сценарный подход, рассматривающий три варианта развития событий: консервативный (снижение эффективности на 40%), базовый и оптимистичный (рост эффективности на 40%).

## Результаты исследования

Для верификации выдвинутой гипотезы был проведен расчет экономических показателей по трем сценариям, различающимся степенью реализации потенциала автоматизации и объемом первоначальных инвестиций. В качестве базового временного интервала принят пятилетний период, что позволяет оценить не только мгновенный эффект от внедрения, но и устойчивость модели на среднесрочном горизонте с учетом фактора дисконтирования.

Консервативный сценарий предполагает частичную реализацию функционала ИИ-агентов (например, только скрининг резюме без автономной коммуникации) или сопротивление изменениям со стороны персонала. В этом варианте закладывается достижение лишь 60% от эталонной экономии ( $\Delta C = \$1680$ ), при этом CAPEX остается высоким ( $\$115\ 000$ ) из-за сложностей интеграции и обучения.

Базовый сценарий отражает наиболее вероятный ход внедрения, при котором достигается целевая экономия в  $\$2\ 800$  на один найм. Капитальные затраты составляют  $\$110\ 000$ , а операционные расходы стабилизируются на уровне прогнозных значений.

Оптимистичный сценарий рассматривает синергетический эффект, при котором экономия превышает эталонную на 40% ( $\Delta C = \$3920$ ) за счет сокращения косвенных издержек и более глубокой автоматизации. CAPEX в этом случае снижается до  $\$85\ 000$  благодаря успешному использованию коробочных решений.

Итоговые параметры денежных потоков для каждого сценария представлены в таблице 2.

Таблица 2. Параметры сценарного анализа эффективности проекта

Показатель	Консервативный	Базовый	Оптимистичный
Валовая годовая экономия ( $S_{gross}$ )	\$168 000	\$280 000	\$392 000
Годовой OPEX (совокупный)	\$79 000	\$79 000	\$76 000
Чистый денежный поток ( $CF_t$ )	\$89 000	\$201 000	\$316 000
Начальные инвестиции ( $CF_0$ )	-\$115 000	-\$110 000	-\$85 000

На основе сформированных потоков  $CF_t$  было произведено дисконтирование доходов будущих периодов с применением ставки  $r = 20\%$ . Высокая ставка дисконтирования выбрана намеренно для учета технологических рисков быстрого устаревания алгоритмов.

Динамика приведенной стоимости (PV) по годам показывает убывание вклада будущих поступлений в итоговый результат. Так, в базовом сценарии PV первого года составляет  $\$166\ 830$  (при коэффициенте дисконтирования 0,83), тогда как к пятому году этот показатель снижается до  $\$80\ 400$  (коэффициент 0,40). Суммирование дисконтированных потоков за вычетом начальных инвестиций позволило получить итоговые значения интегрального экономического эффекта (NPV).

Результаты расчета ключевых инвестиционных индикаторов сведены в таблице 3.

Таблица 3. Итоговые показатели эффективности внедрения ИИ-агентов

Показатель эффективности	Консервативный	Базовый	Оптимистичный
NPV (Net Present Value)	\$150 220	\$488 980	\$856 680
ROI (Return on Investment)	130%	444%	856%
DPP (Discounted Payback Period)	1,29 года	0,55 года	0,27 года

Анализ данных демонстрирует, что проект сохраняет инвестиционную привлекательность даже при реализации негативного сценария. Значение NPV в консервативном варианте составляет  $\$150\ 220$ , что свидетельствует о создании добавленной стоимости для компании. Индекс рентабельности инвестиций (ROI)

варьируется в диапазоне от 130% до 856%, что значительно превышает средние показатели доходности для инфраструктурных IT-проектов, обычно составляющие 20–50% [12].

Особое внимание следует обратить на показатель срока окупаемости. В базовом сценарии он составляет чуть более полугода (0,55 года), что классифицирует проект как «быстрая победа». Это объясняется структурой проекта: высокие начальные затраты компенсируются немедленным снижением переменных издержек на рутинные операции, которые занимают значительную долю в структуре себестоимости найма.

Помимо прямых монетарных выгод, моделирование позволяет прогнозировать улучшение операционных KPI. Внедрение агентских систем напрямую влияет на метрику Time-to-Fill. Автоматическая координация интервью и мгновенный скоринг сокращают административные простои, которые в традиционной модели составляют до 40% общего времени подбора. Согласно данным сопоставимых исследований, сокращение времени найма на 10 дней эквивалентно дополнительной выручке, генерируемой нанятым сотрудником, что не было напрямую учтено в модели NPV, но служит фактором запаса прочности проекта [14].

Кроме того, стандартизация процесса через алгоритмы снижает дисперсию качества найма. Исключение фактора усталости рекрутера при первичном скрининге минимизирует пропуск релевантных кандидатов, что в долгосрочной перспективе снижает коэффициент текучести кадров на испытательном сроке.

### **Обсуждение результатов**

Полученные результаты подтверждают выдвинутую гипотезу о высокой экономической целесообразности трансформации процесса найма. Ключевым драйвером формирования положительного NPV выступает не столько сокращение численности персонала, сколько радикальное изменение структуры рабочего времени рекрутеров. Высвобождение ресурса от рутинных задач (сорсинг, скрининг, назначение встреч) позволяет перераспределить ФОТ на задачи с высокой добавленной стоимостью - глубинную оценку компетенций и «продажу» вакансии финальным кандидатам.

Феноменально высокие показатели ROI в оптимистичном сценарии (856%) могут вызывать скепсис, однако они коррелируют с эффектом масштаба цифровых платформ. В отличие от линейного роста затрат при ручном найме (для обработки 200 резюме нужно в два раза больше времени, чем для 100), ИИ-агент обрабатывает кратно большие объемы данных с нулевыми маржинальными трудозатратами, требуя лишь незначительного увеличения расходов на вычислительные мощности (токенизацию).

Несмотря на позитивный финансовый прогноз, практическая реализация проекта сопряжена с рядом специфических рисков, игнорирование которых может обнулить расчетный эффект.

Во-первых, существуют технические риски, связанные с качеством данных. Эффективность агентов напрямую зависит от чистоты исторических данных в ATS. «Грязные» данные (неполные профили, отсутствие причин отказов) могут привести к некорректному обучению моделей и систематическим ошибкам (галлюцинациям) при скоринге.

Во-вторых, критичны регуляторные и этические риски. Применение алгоритмов в принятии кадровых решений подпадает под жесткое регулирование (например, законодательство о защите персональных данных и нормы по борьбе с дискриминацией). Как отмечают авторы [10], «черный ящик» нейросетей создает риск скрытой предвзятости, когда модель воспроизводит исторические предубеждения компании и экономическая цена такого риска - потенциальные судебные иски и репутационный ущерб.

Для минимизации данных угроз рекомендуется внедрение в парадигме Human-in-the-Loop. Финансовая модель учитывает затраты на «человеческий контроль» (в составе OPEX), однако организационно это требует пересмотра роли рекрутера: из «оператора поиска» он превращается в «архитектора процесса» и аудитора алгоритмических решений. Успех такой трансформации напрямую зависит от цифровой зрелости компании и

управления организационной готовностью, методика оценки которой предложена в работе [8].

Для менеджмента компаний результаты исследования служат основанием для пересмотра инвестиционной политики в области HR-tech.

1. Приоритизация инвестиций: проекты внедрения ИИ-агентов следует рассматривать не как экспериментальные (R&D), а как инфраструктурные с прогнозируемой доходностью.

2. Изменение модели бюджетирования: необходим переход от разовых закупок ПО к модели постоянного финансирования жизненного цикла моделей (DataOps/MLOps), так как без регулярного дообучения эффективность агентов деградирует.

3. Стратегия пилотирования: рекомендуется начинать внедрение с массовых позиций, где объем рутинных операций максимален, а цена ошибки ниже, чем при подборе топ-менеджмента и это позволит быстрее выйти на точку окупаемости, продемонстрированную в модели.

### **Заключение**

Проведенное исследование позволило количественно обосновать целесообразность реинжиниринга процесса найма с использованием систем агентского искусственного интеллекта. Разработанная модель дисконтированных денежных потоков показала устойчивость проекта к негативным сценариям: даже при реализации лишь 60% от плановой эффективности проект окупается менее чем за 1,3 года и генерирует NPV на уровне \$150 000.

Главным научным результатом работы является подтверждение тезиса о том, что экономическая эффективность ИИ-трансформации в HR достигается не за счет тотальной автоматизации, а за счет гибридной модели взаимодействия. Человеческий капитал не замещается, а дополняется цифровыми агентами, что приводит к кратному росту производительности труда рекрутеров.

Ограничением данного исследования является использование усредненных рыночных параметров. Дальнейшие направления работы предполагают валидацию модели на эмпирических данных конкретных корпораций с учетом отраслевой специфики (IT, ритейл, производство), а также расширение модели за счет включения метрик удержания персонала и стоимости жизненного цикла сотрудника (LTV).

В долгосрочной перспективе интеграция ИИ-агентов в HR-процессы является неизбежным этапом эволюции управленческих технологий, и компании, игнорирующие этот тренд, рискуют столкнуться с неконтролируемым ростом транзакционных издержек на рынке труда.

### **Список источников**

1. Абрамов В. И. Цифровая трансформация бизнеса. — Курск : ЗАО «Университетская книга», 2025. — 290 с. — ISBN 978-5-00261-555-1.
2. Абрамов В. И., Абрамов О. В. Экономическая ценность генеративного искусственного интеллекта в контексте данных: практики и перспективы для бизнеса // Новое в экономической кибернетике. — 2025. — № 3. — С. 93–113. — DOI: 10.5281/zenodo.17849791. — EDN: FIKLWE.
3. Абрамов В. И., Мухиткызы А. Цифровизация HR-аналитики в компании: характеристики, преимущества, практики // Лидерство и менеджмент. — 2024. — Т. 11, № 3. — С. 887–908. — DOI: 10.18334/lim.11.3.121557. — EDN: VPGFWW.
4. Абрамов В. И., Мухиткызы А. Цифровизация HR-аналитики: инновационные подходы к управлению персоналом // Вестник университета. — 2025. — № 11. — С. 24–35.
5. Абрамов В. И., Попова Е. В. Приоритеты цифровизации промышленных предприятий в экономике данных // Journal of Monetary Economics and Management. — 2025. — № 7. — С. 249–256. — DOI: 10.26118/2782-4586.2025.75.28.030. — EDN: ICVSUI.

6. Гордеев В. В., Абрамов В. И. Прогнозирование бизнес-процессов как инструмент принятия решений в рамках проактивного подхода к управлению // Экономика и управление. — 2025. — Т. 31, № 7. — С. 893–902. — DOI: 10.35854/1998-1627-2025-7-893-902. — EDN: QAAIDI.
7. Кадровый голод и рост зарплат: как поменялся рынок труда и что его ждет [Электронный ресурс] // РБК. — 2024. — 4 янв. — URL: <https://www.rbc.ru/economics/05/01/2024/6589738d9a794798dc106898> (дата обращения: 05.02.2026).
8. Плива А. В., Абрамов В. И. Управление организационной готовностью к внедрению искусственного интеллекта: оценка цифровой зрелости // Менеджер. — 2025. — № 5 (111). — С. 87–97. — DOI: 10.5281/zenodo.17106894.
9. Терелецкова Е. В. Роль кадрового потенциала в обеспечении конкурентоспособности организации // Экономика и бизнес: теория и практика. — 2021. — № 6-2 (76). — С. 138–142. — DOI: 10.24412/2411-0450-2021-6-2-212-214. — EDN: MSUUXJ.
10. Dadheech R., Karichalil R. A., Sunanda K., Sindhu N. AI in recruitment: enhancing efficiency or replacing human judgement // Journal of Informatics Education and Research. — 2025. — Vol. 5, iss. 2. — P. 3496–3505. — DOI: 10.52783/jier.v5i2.2817.
11. HeroHunt. AI adoption in recruiting: 2025 year in review [Электронный ресурс]. — 2025. — URL: <https://www.herohunt.ai/blog/ai-adoption-in-recruiting-2025-year-in-review> (accessed: 06.01.2026).
12. HireGenix. The ROI of modern recruitment technology [Электронный ресурс]. — 2026. — URL: <https://www.myhiregenix.com/resources/roi-whitepaper.html> (accessed: 03.01.2026).
13. Kumar P. Agentic AI-driven enterprise architecture: a foundational framework for scalable, secure, and resilient systems // International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering. — 2025. — Vol. 11, No. 4. — DOI: 10.22399/ijcesen.4210. — EDN: FPCGTM.
14. Saatçı M., Kaya R., Ünlü R. Resume screening with natural language processing (NLP) // Alphanumeric. — 2024. — Vol. 12, No. 2. — P. 121–140. — DOI: 10.17093/alphanumeric.1536577.
15. Sasi K. P. Impact of AI in recruitment and talent acquisition // Human Resource and Leadership Journal. — 2024. — Vol. 9, No. 3. — P. 78–83. — DOI: 10.47941/hrlj.2117. — EDN: JREISL.

#### Сведения об авторах

**Абрамов Виктор Иванович**, д.э.н., профессор кафедры «Управление бизнес-проектами» факультета бизнес-информатики и управления комплексными системами, ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, Россия

**Медеров Ислам Медерович**, студент 1 курса магистратуры кафедры «Управление бизнес-проектами», ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, Россия

**Семенов Никита Алексеевич**, студент 1 курса магистратуры кафедры «Управление бизнес-проектами», ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, Россия

#### Information about the authors

**Abramov Viktor Ivanovich**, Doctor of Economics, Professor of the Department of Business Project Management, Faculty of Business Informatics and Complex Systems Management, National Research Nuclear University MEPHI (Moscow Engineering Physics Institute, Moscow, Russia)

**Mederov Islam Mederovich**, first-year master's student, National Research Nuclear University MEPHI (Moscow Engineering Physics Institute, Moscow, Russia)

**Semenov Nikita Alekseevich**, first-year master's student, National Research Nuclear University  
MEPhI (Moscow Engineering Physics Institute, Moscow, Russia)