

УДК 331

***ПРИМЕНЕНИЕ ЦИФРОВЫХ ПЛАТФОРМ И ИСКУССТВЕННОГО  
ИНТЕЛЛЕКТА В РЕКРУТИНГЕ: ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ И  
ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ***

***Ивлев А.А.***

*Магистр,*

*Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,*

*Россия, Москва*

***Силенко А.Н.***

*к.т.н, доцент,*

*Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,*

*Россия, Москва*

**Аннотация:**

Статья посвящена применению искусственного интеллекта (ИИ) в рекрутинге и его влиянию на эффективность процесса подбора персонала. Исследование демонстрирует, как ИИ может повысить точность и скорость отбора кандидатов, особенно на позиции с чёткими требованиями. Также рассматривается важность интеграции внутренних и внешних платформ для оптимизации рекрутинга и повышения прозрачности процесса найма. Статья подчеркивает необходимость улучшения качества данных и гибридного подхода, сочетающего возможности ИИ с человеческим фактором для достижения наилучших результатов в управлении персоналом.

**Ключевые слова:** управление персоналом, цифровые технологии, искусственный интеллект, HR-аналитика, рекрутинг, цифровая трансформация.

***APPLICATION OF DIGITAL PLATFORMS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE  
IN RECRUITMENT: ASSESSMENT OF EFFICIENCY AND DEVELOPMENT  
PROSPECTS***

***Ivlev A.A.***

*Master's degree,*

*National Research Nuclear University "MEPhI",*

*Russia, Moscow*

***Silenko A.N.***

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,*

*National Research Nuclear University "MEPhI",*

*Russia, Moscow*

**Annotation:**

The article is devoted to the use of artificial intelligence (AI) in recruiting and its impact on the effectiveness of the recruitment process. The study demonstrates how AI can improve the accuracy and speed of candidate selection, especially for positions with clear requirements. It also discusses the importance of integrating internal and external platforms to optimize recruiting and increase transparency in the hiring process. The article highlights the need to improve data quality and a hybrid approach that combines AI capabilities with the human factor to achieve the best results in personnel management.

**Keywords:** personnel management, digital technologies, artificial intelligence, HR analytics, recruiting, digital transformation.

**Введение**

Современный рынок труда характеризуется растущей сложностью процессов подбора персонала, что обусловлено необходимостью анализа больших объёмов данных, включая резюме, вакансии и требования работодателей [2]. Внедрение Вектор экономики | [www.vectoreconomy.ru](http://www.vectoreconomy.ru) | СМИ ЭЛ № ФС 77-66790, ISSN 2500-3666

искусственного интеллекта (ИИ) в кадровый менеджмент становится ключевым фактором оптимизации этих процессов, особенно в контексте автоматизации идентификации навыков и оценки релевантности опыта кандидатов [1]. Однако развитие таких систем сопряжено с необходимостью разработки альтернативных методов, исключающих зависимость от ИИ, что актуально для сценариев, где требуется ручная верификация или минимизация технологических рисков.

Предметом исследования выступают методы интеграции ИИ в процессы подбора персонала, включая автоматизированную оценку кандидатов, а также разработка альтернативного подхода к их ранжированию без использования искусственного интеллекта. Цель работы — разработать комплексный подход к оптимизации подбора персонала, сочетающий возможности ИИ и методы ручной оценки. Задачи включают анализ эффективности ИИ-ассистентов в идентификации навыков и релевантного опыта кандидатов, разработку метода ранжирования без участия ИИ, а также сравнительное исследование результатов, полученных с использованием ИИ и альтернативного метода.

Предполагается, что ИИ-ассистенты демонстрируют высокую точность в автоматизированной оценке кандидатов, особенно для стандартизированных вакансий, однако их эффективность снижается при работе с нетипичными или специализированными позициями. Альтернативный метод, основанный на систематизации критериев и ручной верификации, обеспечит надёжность в сценариях, где требуется гибкость и контекстуальный анализ.

Проблема внедрения ИИ в кадровый менеджмент остаётся актуальной из-за растущего спроса на автоматизацию, но недостаточно изучена в контексте баланса между технологическими и ручными подходами [3]. Хотя существуют исследования по применению ИИ в подборе персонала (например, анализ резюме, прогнозирование успеха кандидатов), разработка гибридных моделей, сочетающих

преимущества ИИ и ручной экспертизы, требует дальнейшего теоретического и практического обоснования [4,5].

Работа направлена на создание методологической основы для оптимизации подбора персонала, что особенно важно для организаций, стремящихся к технологической независимости и минимизации рисков, связанных с автоматизацией. Результаты исследования могут быть использованы для разработки гибких кадровых систем, адаптируемых к различным сценариям и требованиям рынка труда.

### Методы исследования

Исследование включает комплексный анализ методов интеграции ИИ в подбор персонала, начиная со сбора данных и заканчивая оценкой эффективности моделей. Первым этапом стала интеграция с работными сайтами через API, что позволило автоматизировать сбор резюме и вакансий (рис 1.). Для этого использовались API-интерфейсы платформ (например, HeadHunter, LinkedIn), обеспечивающие синхронизацию данных в реальном времени. Это исключило ручную обработку информации и минимизировало ошибки при передаче данных между системами. Резюме с сайтов загружались в структурированные массивы, где поля (навыки, опыт) соответствовали требованиям внутренних HRM-систем.



Рисунок 1. Схема сбора информации о кандидатах

*Источник: составлено авторами*

Анализ исходных данных выявил их неформализованность: исходные данные (опыт работы, образование, навыки, дополнительная информация о кандидатах) поступали в текстовом формате, что делало их неструктурированными и непригодными для прямого анализа с помощью стандартных компьютерных технологий (табл. 1). Например, опыт работы мог быть описан в виде абзацев («Работал разработчиком Python в течение 3 лет»), а навыки — в списках или даже в разделе «дополнительно», без чёткого указания их приоритета. Такая неформализованность усложняла автоматизированную обработку, так как данные не соответствовали фиксированным полям баз данных (например, «навыки», «опыт», «образование»)

Таблица 1. Набор параметров, доступных при первичном отборе кандидата

Параметр	Механизм заполнения	Уровень формализованности данных	Способ настройки
Специализация	Соискатель указывает желаемую должность и выбирает одну или несколько специализаций, предложенных сервисом	Высокий	Указание наиболее подходящих специализаций
Уровень дохода	Соискатель указывает желаемую сумму дохода или вилку зарплаты	Высокий	Указание максимального уровня дохода
Образование	Соискатель указывает уровень образования из справочника, предоставленного сервисом, и вручную вводит специализацию	Средний	Указание необходимого уровня образования

Ключевые навыки	Соискатель выбирает ключевые навыки, предложенные сервисом. Содержит информацию о навыках работы с ПО, языками программирования, личностные характеристики и особые навыки	Высокий	Указание ключевых навыков
Место проживания	Соискатель указывает свое местоположение из справочника городов. Для крупных городов доступна детализация поблизости от метро	Высокий	Указание расстояния от места работы
Желаемый график	Соискатель выбирает один или несколько желаемых графиков из справочника сервиса	Высокий	Указание желательного графика

Дополнительные курсы, повышение квалификации	Соискатель вручную указывает уровень, курсы, компанию и специализацию	Низкий	Указание наличие курсов и повышений квалификации
Опыт работы	Соискатель вручную заполняет даты работы, должность и свои функциональные обязанности. Сервис автоматически высчитывает суммарный опыт работы	Низкий	Указание количества лет опыта работы

Для решения этой задачи использовался ИИ на базе Yandex GPT без дообучения, задача которого заключалась в определении релевантности опыта кандидата требованиям вакансии, а также в выявлении его навыков и способностей. Модель получала промт, настроенный на извлечение структурированных параметров из текстов резюме и вакансий. Например, при анализе резюме ИИ автоматически определял:

1. Релевантность опыта — соответствие указанных должностей и проектов требованиям вакансии.
2. Навыки — ключевые компетенции (например, «Python», «SQL»), упомянутые в резюме.

### 3. Дополнительные способности — языки, сертификаты, образование.

Промт был разработан так, чтобы ИИ возвращал ответы в структурированном формате, где каждому отдельному опыту кандидата возвращалось значение: 0 – опыт не соответствует, предъявляемым требованиям, 1 - опыт соответствует, предъявляемым требованиям.

Для оценки точности выводов ИИ использовались эмпирические метод анкетирования специалистов по подбору персонала. Специалистам предоставлялись описания вакансий и фрагменты резюме с указанием профессионального опыта соискателей. Задачей было однозначно ответить, соответствует ли опыт требованиям позиции, что позволило систематизировать подход к оценке.

#### Особенности методики:

1. Структурированные вопросы исключали двусмысленность, требуя чёткого ответа («релевантен/нерелевантен»). Это минимизировало субъективность и обеспечило объективность данных.

2. Анонимность анкетирования снижала влияние социально желаемых ответов, что критично для получения достоверных результатов.

3. Фокус на карьерную гибкость — специалисты оценивали, как разнообразие должностей в резюме (например, переходы между смежными или несмежными позициями) влияет на релевантность для конкретной вакансии.

Цель — создать эталонную базу для сравнения с выводами ИИ. Ручная оценка позволила выявить нюансы, которые автоматизированные системы могут пропустить, например, контекстные связи между разными этапами карьеры или неявные компетенции, не указанные в резюме. Результаты анкетирования стали основой для разработки формулы ранжирования, где релевантность опыта учитывалась как ключевой параметр.

Вакансии были отобраны с учетом наличия специфичных функций и количества требований. Специалист по кадровому делопроизводству обычно выполняет однородные задачи в большинстве организаций и не требует опыта работы с особым программным обеспечением. Специалист по исследованию рынков, напротив, имеет разнообразный функционал на различных предприятиях, но, как правило, не требует знания и умения работать с специализированным программным обеспечением, при этом функционал часто схож по сути. Backend-разработчики демонстрируют значительные различия в своих обязанностях и требованиях в зависимости от уровня квалификации и конкретной организации.

Точность выводов ИИ проверялась через сравнение с ручной оценкой рекрутеров. Результаты ИИ сопоставлялись с эталонными данными, а точность рассчитывалась по метрике матрице ошибок (табл. 2) и Accuracy (точность) (1).

Таблица 2. Матрица ошибок

	Positive	Negative
Positive	True positive (TP)	False positive (FP)
Negative	False negative (FN)	True negative (TN)

$$\text{Точность} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) \quad (1)$$

После получения формализованных данных (структурированные массивы навыков, опыта, образование) для оценки качества кандидатов использовался метод анализа иерархий (МАИ), разработанный Томасом Саати. Метод позволил систематизировать критерии оценки и определить оптимального кандидата через попарное сравнение параметров.

Для использования метода было построено схематичное дерево критериев (рис 2.).

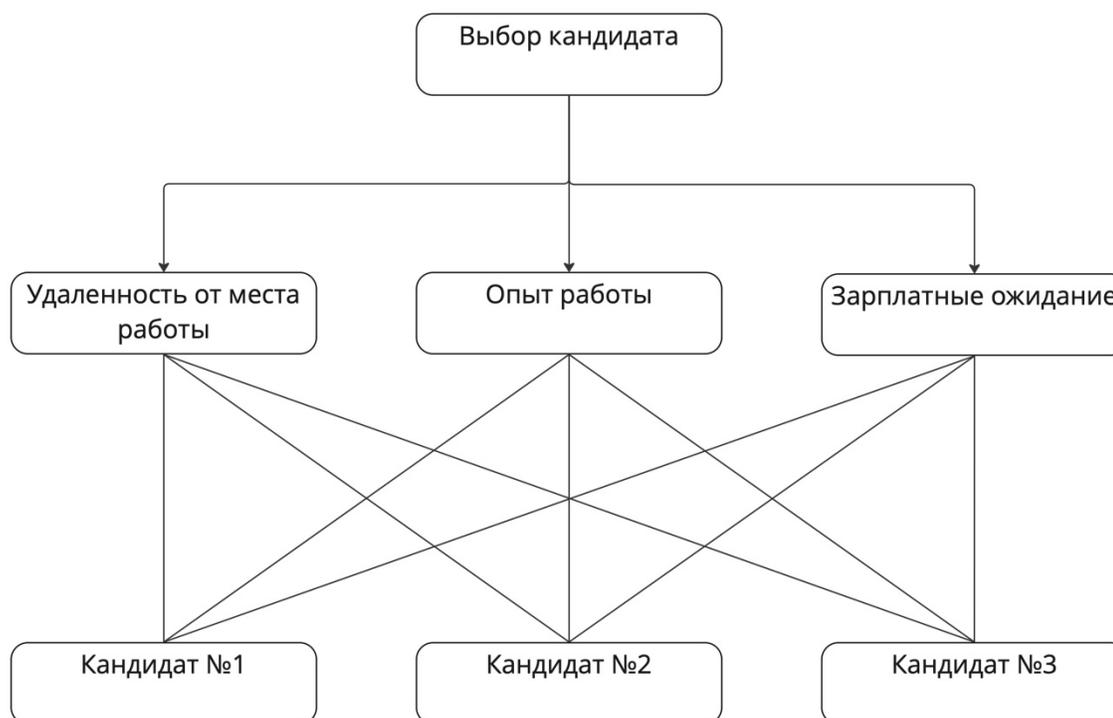


Рисунок 2. Дерево критериев

*Источник: составлено авторами*

А также матрица определения относительной важности критериев (табл. 3), где:

У – удаленность от работы.

З – зарплатные ожидания.

Р – количество лет релевантного опыта работы.

Матрица анализа иерархий позволит проверить результаты отбора кандидатов в зависимости от приоритетов организации через систематизацию критериев и их весовую оценку. Например, если для компании ключевым параметром является опыт, а не зарплатные ожидания, то модель автоматически отдаёт предпочтение кандидатам с максимальными баллами в этом параметре.

Таблица 3. матрица определения относительной важности критериев

	У	З	Р
У	1	УЗ	Р
З	ЗУ	1	ЗР
Р	УР	РЗ	1

### Результаты исследований

В рамках исследования была проведена оценка эффективности API для поиска и фильтрации резюме по заданным параметрам. Основными критериями анализа стали: место жительства кандидата, выбранная специализация, использование ключевых слов, общий стаж работы и уровень образования. Для проведения анализа было сформировано три типа запросов, различающихся по степени сложности и разнородности данных (рис. 3,4).

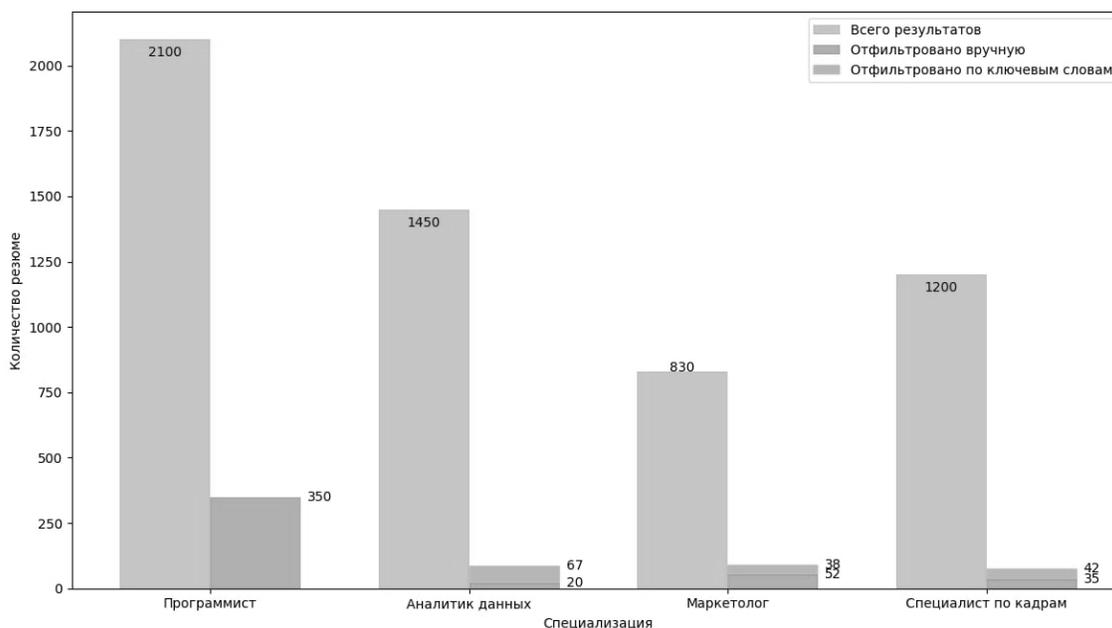


Рисунок 3. Результаты и фильтрация по типам запросов

*Источник: составлено авторами*

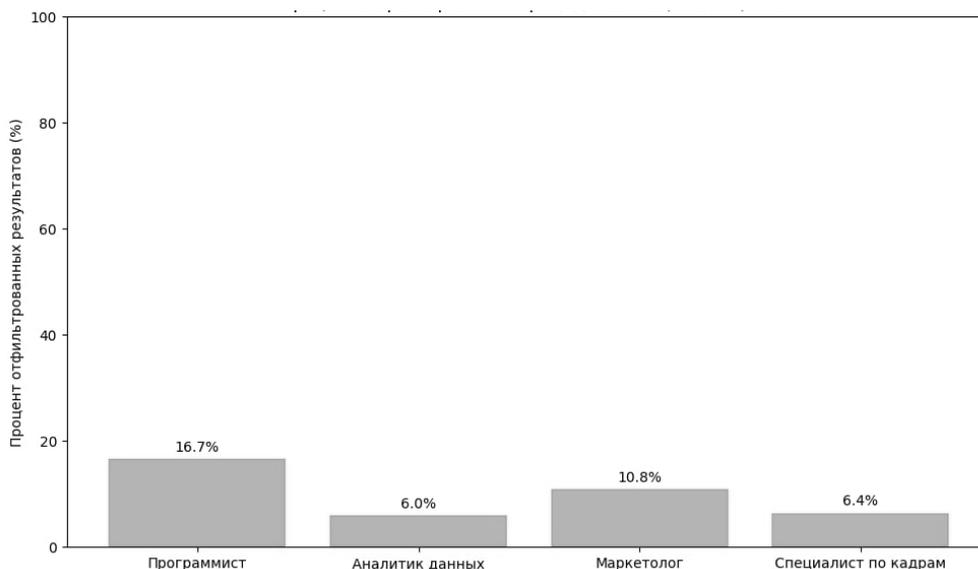


Рисунок 3. Процент отфильтрованных резюме по специализациям

*Источник: составлено авторами*

Были выполнены запросы по четырем специализациям: «Программист», «Аналитик данных», «Маркетолог» и «Специалист по кадрам». По результатам запросов общее количество полученных резюме составило 2100, 1450, 830 и 1200 соответственно. Для каждой из этих категорий проводилась ручная фильтрация, а также дополнительная фильтрация с использованием ключевых слов, если результаты требовали уточнения.

В результате анализа данных по запросу «Программист» было отфильтровано вручную 350 резюме, при этом дополнительная фильтрация по ключевым словам не потребовалась, так как результаты изначально были релевантными. По запросу «Аналитик данных» вручную было отсеяно 20 резюме, а 67 дополнительных резюме были отфильтрованы по ключевым словам для повышения точности результатов. Запрос «Маркетолог» продемонстрировал более высокую долю отсеянных данных: 52 резюме были исключены вручную и еще 38 — с использованием ключевых слов. В случае с запросом «Специалист по кадрам» было

вручную отфильтровано 35 резюме, а 42 резюме были дополнительно исключены благодаря фильтрации по ключевым словам.

Сравнительный анализ показал, что наибольший объем данных был получен по запросу «Программист», где доля отфильтрованных вручную резюме составила 16,7%. В то же время запрос «Аналитик данных» показал наименьшую долю отсеянных вручную данных — всего 1,4%, однако фильтрация по ключевым словам позволила дополнительно улучшить результаты, исключив 4,6% нерелевантных резюме. По запросу «Маркетолог» суммарная доля отфильтрованных данных составила 10,8%, что свидетельствует о более высокой необходимости фильтрации в данной категории. Запрос «Специалист по кадрам» показал умеренный уровень отсева, где доля отфильтрованных данных составила около 6,4%, из которых значительная часть резюме была исключена благодаря автоматической фильтрации.

Далее для более подробной обработки и сортировки кандидатов по необходимым нам признакам, необходимо формализовать значение релевантного опыта с помощью ИИ.

По результатам работы ИИ и сравнении оценок, выставленных рекрутерами, мы получили следующие матрицы ошибок.

Для вакансии «Специалист кадрового документооборота» матрица ошибок (табл. 4) демонстрирует, что ИИ демонстрирует исключительную точность в определении релевантности опыта. Показатель точности для ИИ составил 0.96, что указывает на высокую способность модели корректно идентифицировать кандидатов с опытом, соответствующим требованиям вакансии. Например, ИИ точно выделял навыки, такие как «работа с кадровыми документами», «знание трудового законодательства», «опыт в HR-документообороте», даже в резюме с нестандартными формулировками.

Таблица 4. Матрица ошибок для вакансии «Специалист кадрового документооборота»

	Positive	Negative
Positive	146	12
Negative	0	142

Для вакансии «Специалист по исследованию рынков» (табл. 5) точность ИИ составила 0.88, что ниже показателя для позиции «Специалист кадрового документооборота». Это связано со сложностью формализации требований для рыночных исследований, где ключевыми являются неявные компетенции (например, аналитическое мышление, знание отраслевых трендов), которые ИИ не может полностью оценить. Например, навыки «анализ рыночных трендов» или «прогнозирование спроса» требуют контекстного понимания, которое ИИ не всегда может обеспечить. И в отличие от позиций с чёткими параметрами (например, «опыт работы с кадровыми документами»), для рыночных исследований ключевые навыки часто описываются абстрактно.

Таблица 5. Матрица ошибок для вакансии «Специалист по исследованию рынков»

	Positive	Negative
Positive	134	34
Negative	0	132

Для вакансии «Бэкенд-разработчик» (табл. 6) точность ИИ составила 0.8, что ниже показателей для позиций с чёткими требованиями. Это связано со сложностью интерпретации технических навыков и зависимостью от контекста. Например, ИИ мог ошибочно классифицировать кандидата как релевантного, если в резюме упоминались общие навыки (например, «Python»), но отсутствовали

специфические требования вакансии (например, «опыт работы с Django, SQL»). Такие ошибки возникали из-за неоднозначности формулировок в резюме и ограниченной способности ИИ анализировать контекст. Например, фраза «Разработка веб-приложений» могла быть интерпретирована как релевантная, даже если кандидат работал с фронтенд-технологиями (например, React), а не бэкендом.

Таблица 6. Матрица ошибок для вакансии «Специалист по исследованию рынков»

	Positive	Negative
Positive	120	57
Negative	3	120

После получения формализованных данных в едином виде была составлена матрица иерархий (табл. 7) для выбора кандидатов. При её создании баллы относительной важности критериев определялись на основе стратегии гипотетической компании:

1. Территориальная отдалённость — компания ищет кандидатов, находящихся максимально близко к территории работодателя.
2. Готовность возвращать молодых талантов — акцент на потенциале, а не на опыте.
3. Ограниченный бюджет — низкая зарплата, что исключает кандидатов с высокими требованиями.

Таблица 7. Матрица иерархий для выбора кандидата

	У	З	Р
У	1	4	6
З	1/4	1	2
Р	1/6	1/2	1

Для получения вектора приоритетов для данной матрицы умножим  $n$  элементов каждой строки и извлечем корень  $n$ -й степени, после чего нормализуем каждое значение (табл. 8.).

В рамках исследования удалённость работы была синтетически моделирована для кандидатов через рандомизацию с ограничениями, где показатели варьировались от 1 (самая дальняя точка от работы) до 3 (самая близкая точка от работы). В реальной практике компании из крупных городов могут использовать данные о близости к метро, а в более мелких городах относительно своего и близлежащих населенных пунктах. Данные о зарплатах и опыте были взяты из исходного массива, где зарплата фиксировалась как номинальная величина (например, «ожидает 50 000 руб.»), а релевантный опыт был преобразован в конкретное число с помощью ИИ (табл. 9).

Таблица 8. Расчет вектора приоритетов матрицы иерархий

Параметр	Среднее геометрическое	Вектор приоритетов
У	2,88	0,70
З	0,79	0,19
Р	0,44	0,11

Исходный массив кандидатов с перечислением абсолютных значений достаточно информативен для формального описания параметров, но неудобен для анализа результатов. Например, при оценке 100 кандидатов таблица с абсолютными значениями становится непрозрачной: сложно сравнить, насколько кандидат А лучше кандидата Б по совокупности критериев.

Таблица 9. Исходный массив кандидатов

	Общий опыт работы	Релевантный опыт работы	Ожидаемая зарплата	Удаленность
Кандидат №1	18	16	60000	3
Кандидат №2	8	8	50000	3
Кандидат №3	0	0	100000	2
Кандидат №4	0	0	50000	1
Кандидат №5	9	7	30000	2
Кандидат №6	5	5	50000	3
Кандидат №7	5	4	45000	2
Кандидат №8	30	28	100000	3
Кандидат №9	15	15	30000	3
Кандидат №10	24	20	50000	1
Кандидат №11	5	2	50000	2
Кандидат №12	29	29	50000	3
Кандидат №13	4	1	60000	1
Кандидат №14	0	0	15000	2

Для ранжирования кандидатов их параметры необходимо нормализовать, чтобы преобразовать абсолютные значения в унифицированную шкалу, учитывающую стратегию компании. Нормализация выполняется по принципам: «чем больше, тем лучше» (например, опыт работы — 5 лет лучше, чем 1 год) и «чем меньше, тем лучше» (например, зарплата — 40 000 руб. лучше, чем 80 000 руб.).

Методы нормализации включают минимакс-нормализацию (2) для параметров типа «зарплата» и максимин-нормализацию (3) для параметров типа «Релевантный опыты работы» и «Удаленность».

$$S = (\max - C)/(\max - \min), \quad (2)$$

где

$C$  – абсолютное значение параметра  $n$ -ого кандидата,  
 $\max$  – максимальное значение среди всех кандидатов,  
 $\min$  – минимальное значение среди всех кандидатов.

$$S = (C - \min)/(\max - \min), \quad (3)$$

где

$C$  – абсолютное значение параметра  $n$ -ого кандидата,  
 $\max$  – максимальное значение среди всех кандидатов,  
 $\min$  – минимальное значение среди всех кандидатов.

После получения нормализованных значений и умножения матрицы на вектор приоритетов, мы получаем ранжированный список кандидатов (табл. 10), соответствующий приоритетам и целям компании.

Таблица 10. Список кандидатов с учетом ранжирования

	Общий опыт работы	Релевантный опыты работы	Ожидаемая зарплата	Удаленность	Итоговый балл
Кандидат №9	15	15	30000	3	0,78
Кандидат №14	0	0	15000	2	0,75
Кандидат №12	29	29	50000	3	0,71

Кандидат №5	9	7	30000	2	0,68
Кандидат №2	8	8	50000	3	0,57
Кандидат №6	5	5	50000	3	0,55
Кандидат №10	24	20	50000	1	0,55
Кандидат №1	18	16	60000	3	0,54
Кандидат №7	5	4	45000	2	0,53
Кандидат №11	5	2	50000	2	0,48
Кандидат №4	0	0	50000	1	0,41
Кандидат №13	4	1	60000	1	0,34
Кандидат №8	30	28	100000	3	0,29
Кандидат №3	0	0	100000	2	0,05

### Обсуждение результатов

Анализ процентного соотношения отфильтрованных данных позволяет сделать вывод о значительной эффективности использования автоматической фильтрации по ключевым словам в дополнение к ручной проверке результатов. В большинстве случаев именно комбинированный подход к фильтрации обеспечивал наибольшую релевантность полученных данных. Ручная фильтрация оказалась наиболее полезной в случаях, когда данные содержали большое количество дублирующих или нерелевантных резюме, а автоматическая фильтрация по ключевым словам продемонстрировала высокую эффективность при более узких запросах с потенциально разнородными результатами. Таким образом, сочетание ручных и автоматизированных методов отбора данных позволило достичь оптимального уровня релевантности результатов, что подтверждает необходимость

комбинированного подхода при работе с большими объемами данных в системах анализа резюме.

Оценки F1-score, полученные в ходе исследования, демонстрируют эффективность искусственного интеллекта (ИИ) в сравнении с традиционными методами рекрутинга. Для позиции «Специалист кадрового документооборота» ИИ показал высокий F1-score (0.96), что указывает на его способность точно идентифицировать кандидатов с соответствующим опытом и навыками. Это связано с чёткими и стандартизированными требованиями вакансии, которые ИИ может легко формализовать и анализировать.

Для позиции «Специалист по исследованию рынков» F1-score ИИ составил 0.88, что ниже показателя для кадрового документооборота, но всё же выше, чем у рекрутеров. Это связано с сложностью интерпретации неявных компетенций (например, аналитическое мышление), которые ИИ не всегда может полностью оценить. Однако ИИ остаётся эффективным для первичного скрининга, что позволяет сократить время и ресурсы на поиск кандидатов.

Для позиции «Бэкенд-разработчик» F1-score ИИ составил 0.8, что отражает сложность технических требований и необходимость ручной верификации для оценки специфических навыков (например, опыт работы с конкретными фреймворками). Это подчеркивает важность гибридного подхода, когда ИИ используется для первичного отбора, а рекрутеры — для финальной оценки.

Одним из ключевых преимуществ использования ИИ в рекрутинге является низкий уровень ложно-негативных предсказаний. Это означает, что ИИ не пропускает потенциальных талантов, которые могли бы быть упущены при ручном отборе. Важность этого аспекта заключается в том, что пропуск релевантных кандидатов может привести к потере ценных специалистов, что негативно влияет на конкурентоспособность компании. Используя ИИ, компания может быть

уверена, что все подходящие кандидаты будут рассмотрены, что повышает шансы на найм лучших специалистов.

Применение метода анализа иерархий для сортировки кандидатов значительно трансформирует исходный список претендентов и способствует более качественному отбору, обеспечивая соответствие выбранных кандидатов стратегическим целям компании. Этот метод позволяет структурировать процесс принятия решений, учитывая множественные критерии оценки, что приводит к более взвешенному и объективному выбору. В результате использование матрицы анализа иерархий минимизирует вероятность субъективных ошибок и способствует повышению точности в идентификации наиболее подходящих кандидатов, соответствующих требованиям и приоритетам организации.

## Заключение

Интеграция внутренних и внешних платформ в процессе рекрутинга позволит существенно повысить эффективность и производительность рекрутеров, а также сделать процесс найма более прозрачным. Для достижения этих целей важно сосредоточиться на улучшении качества внутренних данных, которые должны быть точными и актуальными, чтобы обеспечить точную оценку кандидатов. Кроме того, необходимо оптимизировать формат данных, предоставляемых внешними платформами, чтобы они были максимально совместимы с внутренними системами и могли быть легко интегрированы в существующие процессы. Это позволит создать единую и эффективную систему управления данными о кандидатах, что в конечном итоге приведет к улучшению качества подбора персонала и повышению конкурентоспособности компании на рынке труда.

Также результаты показывают, что ИИ эффективен для отбора позиций с чёткими требованиями, но требует ручной корректировки для вакансий с неявными

Вектор экономики | [www.vectoreconomy.ru](http://www.vectoreconomy.ru) | СМИ Эл № ФС 77-66790, ISSN 2500-3666

компетенциями или специфическими техническими навыками. Это подтверждает актуальность комбинированного подхода в рекрутинге, где ИИ и человеческий фактор дополняют друг друга для достижения наилучших результатов.

### Библиографический список:

1. Гришин К. Е., Шайхутдинов И. Т., Гайнуллин Э. С., Садыкова К. Р. АНАЛИЗ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В РЕКРУТМЕНТЕ // Вестник УГНТУ. Наука, образование, экономика. Серия: Экономика. 2022. №4 (42). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-tsifrovyyh-tehnologiy-v-rekrutmente> (дата обращения: 23.03.2025).
2. Калиновская И.Н. Цифровой рекрутинг с использованием интеллектуальных диалоговых систем, построенных на принципах машинного обучения. Цифровая трансформация. 2021;(1):24-34.
3. Конакова Татьяна Владимировна ПРОБЛЕМЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В РЕКРУТИНГЕ ПЕРСОНАЛА ОРГАНИЗАЦИИ // Интерактивная наука. 2021. №8 (63). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-i-perspektivy-ispolzovaniya-tsifrovyyh-tehnologiy-v-rekrutinge-personala-organizatsii> (дата обращения: 23.03.2025).
4. Маслова В. М. СИСТЕМА РЕКРУТИНГА С ЭЛЕМЕНТАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА // Экономические системы. 2018. №1 (40). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sistema-rekrutinga-s-elementami-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 23.03.2025).
5. Сувалова Т. В., Ашурбеков Р. А. Перспективы применения искусственного интеллекта в отечественных и зарубежных рекрутинговых компаниях // Управление персоналом и интеллектуальными ресурсами в России. 2018. №.

6. С. 71-75. DOI: [https://doi.org/10.12737/article\\_5c17765624e826.76329373](https://doi.org/10.12737/article_5c17765624e826.76329373)  
(дата обращения: 23.03.2025).

*Оригинальность 75%*