

УДК 331

UDC 331

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

5.2.2 Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И МОДЕЛЕЙ, ИСПОЛЪЗУЕМЫХ В ПРОЦЕССЕ ОТБОРА ПЕРСОНАЛА

STUDY OF METHODS AND MODELS USED IN THE STAFF SELECTION PROCESS

Ефимиади Леонид Константинович
Ассистент кафедры информационных систем
РИНЦ SPIN-код: 7180-6205
email: efimiadi01@mail.ru
ФГБОУ «Кубанский государственный аграрный университет», 350044, Россия, г. Краснодар, ул. Калинина 13

Efimiadi Leonid Konstantinovich
Assistant of the Department of Information Systems
RSCI SPIN-code: 7180-6205
email: efimiadi01@mail.ru
Kuban State Agricultural university, 350044, Russia, Krasnodar, Kalinina, 13

В данной научной статье рассматриваются методы и модели, используемые для оптимизации процесса отбора кадров. Исследованы статистические данные, подтверждающие наличие структурных проблем на российском рынке труда. Приведен обзор существующих научных исследований в данной области и выявлены недостаточно изученные аспекты. Рассмотрены факторы конкурентоспособности кандидатов, которые учитываются при принятии решений, а также определена их значимость в современной бизнес-среде. Изучены современные инструменты и технологии, используемые для оценки природных, личностных, профессиональных и социальных качеств кандидата, а также уровня его образования. Особое внимание в работе уделено методу многокритериальной оценки TOPSIS, который обеспечивает математически обоснованный и настраиваемый под специфику компании инструмент, направленный на улучшение кадровых решений. В работе приведено обоснование экономической эффективности от применения цифровых решений на практике. В заключении сформулированы векторы развития для дальнейших исследований в данной сфере

This research article examines methods and models used to optimize the recruitment process. Statistical data confirming structural problems in the Russian labor market is examined. An overview of existing research in this area is provided, identifying understudied aspects. The competitiveness factors of candidates considered in decision-making are examined, and their significance in the modern business environment is determined. Modern tools and technologies used to assess a candidate's natural, personal, professional, and social qualities, as well as their educational level, are examined. Particular attention is paid to the TOPSIS multi-criteria assessment method, which provides a mathematically sound and customizable tool aimed at improving recruitment decisions. The article also provides a rationale for the economic effectiveness of applying digital solutions in practice. The conclusion outlines development vectors for further research in this area

Ключевые слова: УПРАВЛЕНИЕ ЧЕЛОВЕЧЕСКИМИ РЕСУРСАМИ, СТАТИСТИКА, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОЦЕНКА, ГЕЙМИФИКАЦИЯ, ОБРАБОТКА ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА, МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ, МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Keywords: HUMAN RESOURCE MANAGEMENT, STATISTICS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MULTI-CRITERIA ASSESSMENT, GAMIFICATION, NATURAL LANGUAGE PROCESSING, MATHEMATICAL METHODS, FORECASTING MODELS

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-215-014>

Введение

В условиях цифровой трансформации экономики и высокой конкуренции на рынке труда эффективность процессов рекрутинга и отбора персонала становится критически важным фактором для достижения успеха компании.

Проблема эффективности процесса отбора персонала становится все более ощутимой. В 90-х годах прошлого столетия руководители крупнейших компаний пришли к выводу о том, что спрос на высококвалифицированных специалистов стал существенно превышать предложение [1]. На сегодняшний день на российском рынке труда ситуация обретает еще более выраженный характер: при рекордно низком уровне безработицы, составившей в 2024 году 2,5%, отмечается острая нехватка квалифицированных специалистов [2].

Традиционные методы, основанные на ручном труде и интуиции, оказываются несостоятельными перед лицом новых вызовов. Они порождают как прямые, так и косвенные издержки, и, что наиболее критично, убытки от простоя рабочих мест и ошибочного найма, которые могут нанести существенный ущерб финансовому состоянию организации. Усугубляет ситуацию и высокий уровень субъективизма кадровых решений, который обусловлен когнитивными искажениями интервьюеров. Так называемый эффект ореола, при котором общее положительное или отрицательное впечатление о человеке влияет на восприятие его частных черт, может негативно отразиться на принятии решений при оценке кандидатов. В условиях недостатка информированности о кандидате поверхностное первоначальное впечатление нередко оказывается решающим в вопросе о приеме на работу [3]. Например, привлекательный внешне кандидат может восприниматься как более умный и успешный, что далеко не всегда является истинным.

Как отмечает Ашурко В. Ю., главными проблемами в рекрутинговых процессах при использовании традиционных практик отбора являются несоразмерность предъявляемых требований, необъективность в оценках претендентов, а также значительные ресурсные затраты [4].

В результате вышеописанных проблем компании сталкиваются не только с финансовыми потерями, но и с существенными стратегическими рисками, такими, как снижение производительности труда и конкурентоспособности, замедление организационного развития и повышение текучести кадров. Все это подчеркивает противоречие между потребностью бизнеса в эффективной организации процесса отбора персонала и ограниченностью инструментария, не способного обеспечить объективную, комплексную и оперативную оценку кандидатов.

Несмотря на обилие публикаций и цифровых решений для автоматизации процессов в сфере HRM, научное сообщество также сталкивается с проблемой фрагментарности знаний. Отсутствует систематизированное понимание того, какие методы, модели и алгоритмы могут использоваться для решения задач в процессе отбора человеческих ресурсов, какие ограничения они имеют и насколько высок потенциал их развития и применения в данной области. Это создает препятствие для научного обоснования экономически эффективной организации рекрутинговых процессов на предприятиях.

Объектом исследования данной научной работы является организация процесса отбора персонала в современных компаниях.

В качестве предмета исследования выступают экономические интересы и особенности управленческих решений субъектов хозяйственной деятельности, направленные на оптимизацию инвестиций в процессах рекрутмента.

Целью исследования является комплексный аналитический обзор и систематизация существующих знаний, методов и моделей, используемых для повышения эффективности процесса отбора кадров.

Методы и материалы

Отбор персонала является междисциплинарной областью знаний, включающей элементы экономики, статистики, социологии и психологии. Теоретические и методологические основы экономики труда, управления человеческими ресурсами и отбора кадров исследовались многими отечественными и зарубежными учеными. Значительный вклад в изучение данной проблемы внесли такие научные деятели, как Ф. Тейлор, С. Л. Брю, А. Файоль, А. Маслоу, Г. Хэмел, К. Макконелл, Г. Беккер, В. М. Колпаков, Н. Гаузнер, Д. Майерс, О. В. Мануйлова, А. П. Егоршин, А. Г. Аганбегян, А. Ф. Зубкова, В. А. Москвин и др.

Для более глубокого понимания концептуальных аспектов отбора персонала необходимо рассматривать его как сложную систему, встроенную в организационный контекст. Согласно теории человеческого капитала, сотрудники компании являются ее активами, инвестиции в которые должны окупаться за счет производительности труда. Эффективный отбор – это инвестиционная стратегия, направленная на максимизацию возврата вложенных средств и минимизацию рисков, главным из которых является выбытие актива, то есть увольнение сотрудника. Если амортизация человеческого капитала происходит быстрее, чем его накопление, это неизбежно приводит к потере инвестиций и, как следствие, к увеличению количества увольнений.

Рассмотренные теоретические аспекты находят свое непосредственное отражение в кадровой динамике и на практике.

На рисунке 1 представлена диаграмма, отражающая статистику по численности требуемых, принятых и выбывших работников в период с 2020 по 2025 гг.

Приведенные статистические данные свидетельствуют о нарастающем структурном дисбалансе на рынке труда, который характеризуется несоответствием между потребностями экономики и предложением рабочей силы. По данным за 2 квартал 2025 года количество выбывших работников превышает количество принятых на 283,17 тыс. человек. Это подчеркивает кризис в управлении персоналом, одной из ключевых причин которого являются ошибки в процессе найма.

С экономической точки зрения, каждый случай увольнения – это не только потеря конкретного сотрудника, но и прямые финансовые издержки, которые включают в себя затраты на поиск, адаптацию и обучение специалистов. При массовом характере увольнений, влияние на экономические показатели компании существенно возрастает.

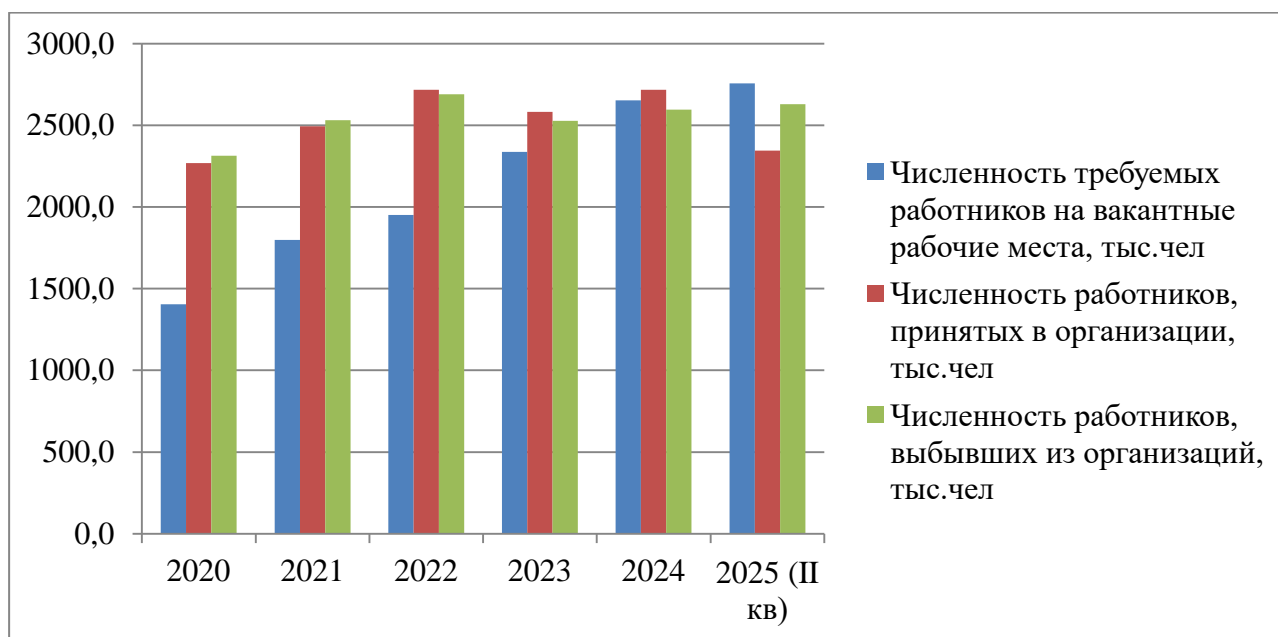


Рисунок 1 – Численность требуемых, принятых и выбывших работников по России в период с 2020 по 2025 гг. [5]

Стоит отметить и тот факт, что количество требуемых сотрудников впервые за исследуемый период превысило количество принятых. Это

может говорить о наличии кадрового дефицита. Если в 2024 году разница между принятыми и требуемыми сотрудниками составляла 64,3 тыс. человек в пользу первых, то в 2025 году эта цифра выросла до 411,7 тыс. человек, но уже в пользу последних.

Особый акцент, в данном случае, стоит сделать и на качестве организации процесса отбора. Негативная статистика по увольнениям с высокой степенью вероятности указывает на ошибки в процессе оценки соискателей. Классическая модель рекрутинга, ориентированная на скорость закрытия вакансий, показывает свою неэффективность. Каждая ошибка отбора дорого обходится компаниям, а инвестиции в неперспективных кандидатов еще больше усугубляют кадровый кризис. Для повышения качества отбора необходимо сместить фокус с оперативности закрытия вакансий на стратегическое прогнозирование, которое позволяет учитывать не только текущие навыки соискателя, но и его потенциал для дальнейшего долгосрочного развития и удержания в компании. Для этого необходимо анализировать различные факторы, многие из которых не могут быть выявлены и оценены при использовании традиционных методов отбора.

На рисунке 2 представлена диаграмма, отражающая численность выбывших работников, сгруппированных причинам их увольнения.

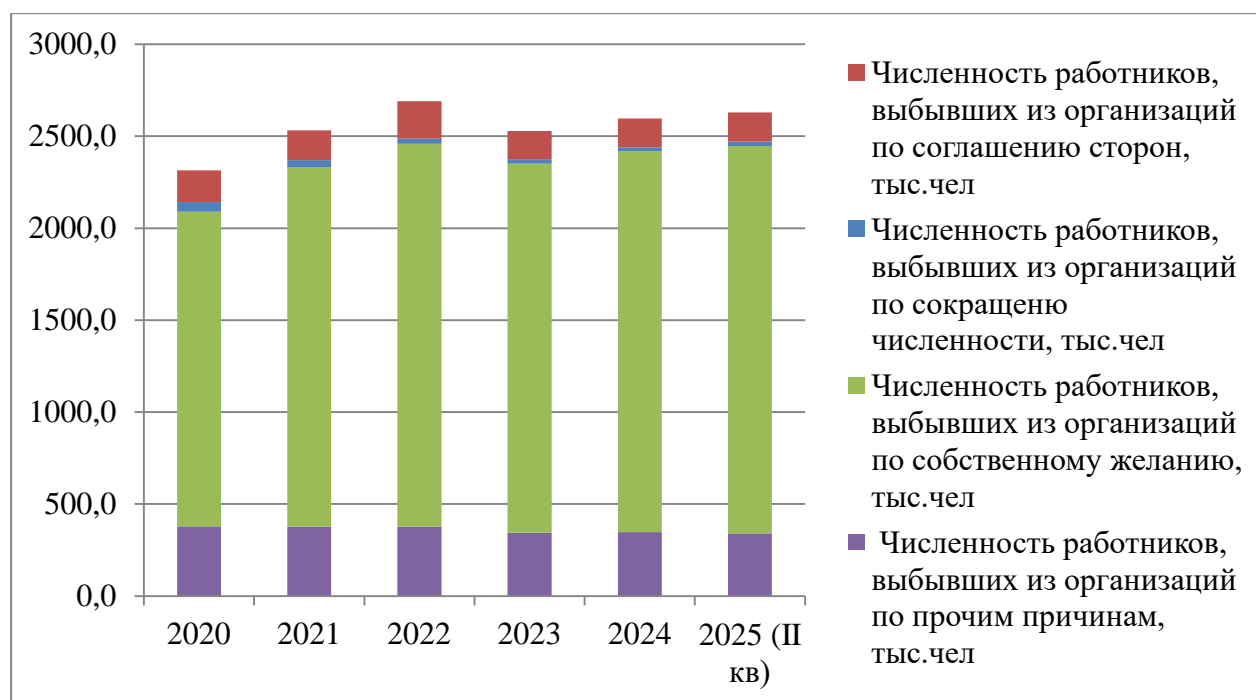


Рисунок 2 – Численность выбывших работников и причины их увольнения по России в период с 2020 по 2025 гг. [5]

В общей численности выбывших работников по данным за 2 квартал 2025 года, 80,1% составили уволившиеся по собственному желанию, 6% – по соглашению сторон, 0,9% – в связи с сокращением численности и 13% – по прочим причинам, наиболее частыми из которых являются: несоответствие работника должности, непрохождение испытательного срока и выбытие физиологического характера.

Обсуждение результатов

В условиях инновационного вектора развития экономики эффективность управления человеческими ресурсами определяется постоянно совершенствующимися технологиями. В современных реалиях не капитализация материально-технических активов, не трудовой потенциал отдельного работника, а синергия искусственного интеллекта и творческих компетенций человека становится главным фактором конкурентоспособности компаний [6].

Основными факторами, влияющими на конкурентоспособность соискателя в процессе отбора, являются его природные данные и личностные характеристики, уровень образования, а также профессиональные и социальные качества [7]. Помимо этого, важно учитывать и жизненные обстоятельства кандидата, которые могут сказаться на принятии окончательного решения о его приеме (например, наличие судимости, отсутствие военного билета или прописки).

Природные качества кандидата составляют базовый (первичный) уровень оценки. К ним относятся пол, возраст, внешние данные, физическое и психическое здоровье, а также интеллект и нейрофизиологические особенности. В современной кадровой политике данный фактор редко является определяющим, за исключением профессий с особыми физиологическими требованиями (пилот авиации, космонавт, спасатель). Более того, оценка только на основе природных качеств соискателя может быть дискриминирующей по отношению к какой-либо из демографических групп. В современном мире все больше внимания уделяется равноправию и толерантности, и это напрямую отражается на управлении человеческими ресурсами [8]. Так, например, компания Amazon в 2018 году отказалась от использования ИИ-алгоритма для поиска и найма сотрудников по причине выявленной дискриминации женщин.

Личностные качества, такие, как темперамент, черты характера, уровень трудовой мотивации, ответственность и способность усваивать новые знания формируют общий психологический портрет кандидата и представляют собой устойчивые характеристики, определяющие стиль его поведения в профессиональной среде. Для оценки личностных качеств кандидата в традиционном рекрутинге могут применяться психометрические тесты и интервью. Значимость конкретных характеристик личности варьируется в зависимости от должности и общей

организационной культуры компании. Однако стоит отметить, что во всех сценариях роль этих факторов продолжает возрастать, поскольку именно они во многом определяют долгосрочный потенциал сотрудника. Такие качества, как ориентация на результат, адаптивность и резилентность (способность справляться с трудностями и восстанавливаться после неудач) высоко ценятся в динамичной бизнес-среде.

Уровень образования традиционно служит одним из главных фильтров при отборе персонала. Несмотря на то, что в некоторых сферах наблюдается смещение акцентов с формальных дипломов в сторону практических компетенций и реального опыта работы, кандидаты с профильным образованием по-прежнему обладают заметным конкурентным преимуществом на рынке труда. При этом нельзя не отметить, что образование является далеко не единственным фактором оценки компетенций кандидата, а рассматривается как один из элементов (критериев), на основании которых может формироваться итоговое решение.

Социальные качества представляют собой комплекс характеристик, определяющих способность кандидата эффективно взаимодействовать в совместной деятельности. К таким качествам могут быть отнесены: коммуникабельность, социальный интеллект, сетевые навыки (нетворкинг) и умение работать в команде. В отличие от личностных характеристик, отражающих внутреннюю психологическую структуру, социальные качества проявляются в процессе коммуникации. Оценка социальных характеристик кандидата в классическом рекрутинге может быть подвержена высокому уровню субъективизма, вызванного человеческим фактором и вариативностью интерпретаций. Корректная оценка данной группы компетенций требует комплексного подхода, который сочетает технологические решения и понимание организационной и профессиональной специфики.

Профессиональные характеристики являются ядром для оценки практических навыков кандидата. К ним относятся не только стаж работы и релевантный опыт, но и знание конкретных технологий, методик и инструментов. Специалисты отдела кадров могут выполнить первичный анализ профессиональных компетенций кандидата в процессе изучения его резюме, подтвержденных рекомендаций с прошлого места работы и выполненных практических кейсов. Профессиональные характеристики являются более объективными и измеримыми, чем личностные и социальные качества, и влияют непосредственно на операционную эффективность сотрудника. Качественная оценка профессиональных навыков позволяет снизить расходы на адаптацию и обучение нового сотрудника, а также увеличить производительность труда отдела или компании в целом.

Современная кадровая политика направлена на поиск не просто специалистов, владеющих набором *hard skills* («жестких» навыков), а ответственных и адаптивных сотрудников, обладающих развитым эмоциональным и социальным интеллектом. Наиболее конкурентоспособным будет являться кандидат, демонстрирующий сбалансированное развитие по всем группам вышеописанных характеристик, каждая из которых может являться отдельным критерием для оценки его профессиональной пригодности.

Одним из первых зародившихся цифровых инструментов, направленных на автоматизацию и упрощение рекрутинговых процессов, являются системы отслеживания кандидатов (ATS). Изначально эти системы функционировали как базы данных, позволяющие компаниям более организованно хранить и обрабатывать резюме соискателей. С развитием технологий, ATS претерпели большие изменения и эволюционировали в более сложные и интегрированные решения, ключевыми функциями которых являются: автоматический отсев резюме,

не соответствующих базовым требованиям, планирование собеседований и автоматизированный сбор обратной связи. С точки зрения экономики персонала, внедрение ATS позволяет организациям достичь значительного снижения издержек в процессе поиска кандидатов. Потенциал применения ATS заключается в повышении прогностической валидности процесса отбора.

Для анализа резюме также все чаще используются алгоритмы NLP, которые позволяют оценить глубину опыта и дать оценку по кандидатуре соискателя, опираясь не только на ключевые слова, но и на его смысловую нагрузку. Обработка естественного языка является одним из ключевых направлений искусственного интеллекта по стратегическому трансформационному потенциалу [9]. Алгоритмы NLP могут применяться, в том числе, и для прогнозирования удержания сотрудника еще на ранних этапах отбора. Путем анализа многочисленных интервью, алгоритмы способны выявить скрытые паттерны и закономерности, которые могут являться потенциальным сигналом для будущего увольнения. Например, слова и интонации, указывающие на пассивную позицию и отсутствие лояльности или, напротив, отражающие чрезмерно завышенные ожидания и нереалистичные амбиции соискателя, наиболее часто свидетельствуют о высоких рисках при дальнейшем сотрудничестве.

Анализ интервью в видео-формате может быть проведен при помощи алгоритмов компьютерного зрения, которые учитывают мимику, интонации и поведение кандидата во время собеседования. Технологии компьютерного зрения способны анализировать базовый спектр эмоций, позу и жесты соискателя, на основании которых могут выявлять «идеальные» паттерны поведения для конкретной должности. Однако современные исследования все чаще подчеркивают наличие серьезных рисков некомпетентной и предвзятой оценки, что говорит о спорной эффективности использования данных алгоритмов на практике.

Адаптивность работника к изменениям внешней среды определяется его когнитивными и креативными способностями, определяющими способность создания и эффективного использования новых научных знаний. Для выявления данных компетенций на практике все чаще используется геймификация, которая относится к группе подходов GBA (game-based approaches). Геймификация представляет собой один из основных инновационных инструментов, обеспечивающих цифровизацию управленческих операций [10].

Организации используют геймификацию, чтобы повысить свою привлекательность как работодателя и улучшить качество пула кандидатов. Некоторые компании создают фирменные игры для привлечения кандидатов, другие используют эффективные бизнес-симуляции для поиска талантов или адаптируют существующие методы оценки, добавляя игровые элементы, чтобы повысить вовлеченность соискателей. Благодаря современным технологиям формируется новая индустрия, предоставляющая компаниям возможности для игровой оценки кандидатов. Геймификационные тесты, состоящие из блока мини-игр для оценки когнитивных функций и поведенческих паттернов, позволяют измерить качества кандидата, которые плохо поддаются выявлению в процессе анализа резюме и собеседования. К таким качествам, в частности, относятся природные, личностные и социальные характеристики соискателя. Геймификационная оценка находит наиболее эффективное применение в отраслях, требующих от сотрудников развитого логического и креативного мышления, а также умственных способностей.

Исследования в области геймификации в работах отечественных ученых, на данный момент, встречаются существенно реже, чем в зарубежных трудах, однако эта сфера становится все более популярной в научной среде.

Для выявления поведенческих компетенций и личных качеств, которые также называют *soft skills*, могут быть использованы сервисы речевой аналитики, в основе которых лежат технологии автоматического распознавания речи, обработки естественного языка и машинного обучения. Большинство таких систем в решении аналитических задач опираются на ресурсоемкие методы анализа различных языковых единиц текста [11]. Речевая аналитика – это инструмент, который позволяет распознавать речь, переводить ее в текст и составлять аналитические отчёты. Рынок технологий речевой аналитики в России на сегодняшний день укрепляется достаточно активно, несмотря на то, что она используется в продажах и сфере услуг уже довольно давно.

Методы многокритериальной оценки позволяют агрегировать разнородные данные о кандидате в единый интегральный показатель. Одним из таких методов является TOPSIS. Данный метод основан на интуитивной концепции, при которой наилучшая альтернатива должна находиться на наименьшем евклидовом расстоянии от положительно-идеального решения и на наибольшем расстоянии от отрицательно-идеального решения [12]. Этот подход позволяет избежать субъективизма при компенсации одних показателей другими, поскольку он оценивает общую схожесть профиля кандидата с «эталонным» образцом. Для использования метода TOPSIS на практике, необходимо сформировать матрицу значений критериев $X = (x_{ij})$ размером $m \times n$, строками которой будут являться соискатели (альтернативы), а столбцами – критерии оценки. Формирование критериев является одним из важнейших шагов, определяющих эффективность проведенной оценки. Данному этапу может быть посвящено отдельное научное исследование, охватывающее анализ принципиально значимых аспектов, необходимых и достаточных для подготовки обоснованных оценочных суждений. Например, в качестве

критериев могут выступать ключевые характеристики соискателя, которые были выявлены на более ранних этапах отбора.

На первом этапе реализации метода TOPSIS необходимо провести нормализацию значений критериев для обеспечения их сопоставимости.

Для получения матрицы нормированных значений критериев $P = (p_{ij})$, критерии переводятся в безразмерный вид по формуле:

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij}^2)}} \quad (1)$$

Следующим шагом является определение весовых коэффициентов для каждого критерия. Проведение этого этапа может быть осуществлено экспертным путем с привлечением сотрудников отдела кадров, менеджеров и специалистов по подбору персонала (рекрутеров). Каждая компания имеет свои стратегические приоритеты, поэтому важность критериев в разных организациях может существенно варьироваться. На основании коэффициентов веса $w_j \in [0,1]$ строится матрица взвешенных значений критериев. Матрицу нормализованных взвешенных значений можно представить в виде:

$$\tilde{P} = (w_j p_{ij}) = (\tilde{p}_{ij}) \quad (2)$$

На следующем этапе находятся идеально-позитивное (A^+) и идеально-негативное (A^-) решения по формулам:

$$A^+ = \{\max(\tilde{p}_{11}), \dots, \max(\tilde{p}_{1n})\} = \{\tilde{p}_1^+, \dots, \tilde{p}_n^+\} \quad (3)$$

$$A^- = \{\min(\tilde{p}_{11}), \dots, \min(\tilde{p}_{1n})\} = \{\tilde{p}_1^-, \dots, \tilde{p}_n^-\} \quad (4)$$

Затем определяются расстояния от альтернатив до идеально-позитивных и идеально-негативных решений.

Евклидовы расстояния до идеально-позитивных и идеально-негативных решений обозначаются S_i^+ и S_i^- соответственно и рассчитываются по формулам:

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{p}_j^+ - \tilde{p}_{ij})^2}, \quad j = \overline{1, n} \quad (5)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{p}_j^- - \tilde{p}_{ij})^2}, \quad j = \overline{1, n} \quad (6)$$

Последним шагом алгоритма будет нахождение относительной близости к идеально позитивному решению (C_i) по формуле:

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \quad (7)$$

Кандидат с показателем относительной близости, наиболее приближенным к единице, занимает первую позицию в рейтинге, демонстрируя наибольшую степень соответствия требованиям вакансии и ожиданиям компании.

Использование метода TOPSIS в процессе отбора персонала обеспечивает математически обоснованный и настраиваемый под специфику конкретной компании инструмент, который способствует повышению эффективности кадровых решений. Этот метод потенциально может являться ядром для составления модели итогового ранжирования кандидатов.

Проведем симуляцию процесса отбора на модельном наборе данных, чтобы доказать целесообразность использования метода TOPSIS на практике. Примем, что компания производит отбор среди пяти кандидатов на позицию Senior разработчика. В качестве критериев отбора выступают:

C1 – опыт работы, лет;

C2 – оценка тестового задания (по десятибалльной шкале), балл;

C3 – требуемая / ожидаемая зарплата, руб.;

C4 – оценка hard skills от технического специалиста (по пятибалльной шкале), балл;

C5 – оценка soft skills от HR-менеджера / рекрутера (по пятибалльной шкале), балл.

Предложенные критерии являются репрезентативными для рынка труда, поскольку отражают универсальный набор компетенций, на который ориентируется большинство работодателей в IT-секторе. Анализ 600 активных вакансий на платформах HeadHunter и Хабр Карьера показал, что более чем в 90% случаев работодатели явно указывают требования к опыту работы для позиции Senior разработчика. Помимо этого, в 87% рассмотренных вакансий выдвигаются обязательные требования к знаниям конкретного технологического стека (hard skills), а ожидания по soft skills (коммуникация, стрессоустойчивость, ориентация на результат и ответственность) обозначены в 62% запросов. Практические тестовые задания особенно характерны для вакансий Senior разработчика, поскольку они позволяют оценить техническую экспертизу соискателя и сопоставить реальные знания и навыки с ожиданиями по заработной плате, которая также является одним из важнейших критериев, отражающих экономическую целесообразность найма. Данный набор критериев соответствует трехуровневой модели оценки кандидатов, которая включает в себя этапы скрининга, технического интервью и собеседования на предмет соответствия культурным ценностям компании. Во время скрининга наиболее часто в качестве первичных фильтров выступают опыт и ожидания по заработной плате кандидата. Техническое интервью направлено на проверку профессиональных компетенций кандидата и состоит из его рассказа о проектах (с упором на технологический стек) и решения специальных кейсов. На заключительном собеседовании HR-менеджеры, анализируя «гибкие» навыки соискателя, оценивают, насколько он подходит для интеграции в команду.

Отметим, что значения критериев C1 и C3 могут быть получены при использовании систем отслеживания кандидатов (ATS), если в резюме или

анкете соискателя указана информация о стаже его работы и ожидаемой заработной плате.

Оценка по критерию С2, выраженная в баллах, потенциально может быть определена по итогам геймификационного тестирования, направленного на решение профессиональных задач в игровой форме. Помимо проверки практических навыков, геймификационные тесты могут проанализировать и когнитивные функции соискателя, что сделает оценку по данному критерию более объективной и комплексной.

Для оценки по критериям С4 и С5 наиболее подходящим цифровым инструментом является сервис речевой аналитики, дополненный технологиями NLP и компьютерного зрения. Комбинация данных решений позволит получить интегрированный показатель, влияние на который оказывают как резюме кандидата, так и его поведенческие реакции на интервью и техническом собеседовании.

Для критериев С4 и С5 выбрана 5-балльная система оценивания, поскольку она представляет собой оптимальный компромисс между практической реализуемостью и психометрической точностью. Для обеспечения объективности балльной оценки, необходимо ввести конкретные метрики для перевода качественных характеристик в количественные значения. Рассмотрим, как ранее упомянутые в работе технологии могут быть использованы для трансформации субъективной информации в конкретные баллы.

Метрики для оценки hard skills с указанием технологий для их определения приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Метрики для оценки hard skills

Метрика	Технология определения	Алгоритм проверки	Диапазон баллов	Шкалы оценки
Техническая точность	NLP	Сравнение с глоссарием терминов	от 0 до 2	2 – не допущено ошибок в терминологии 1 – допущено 1-2 ошибки в терминологии 0 – допущено более 2 ошибок в терминологии
Приведение примеров из опыта	NLP	Распознавание паттернов «я реализовывал», «в опыте было» и тд.	от 0 до 2	2 – приведено более 3 примеров 1 – приведено от 1 до 3 примеров 0 – примеры не приведены
Время решения кейса	NLP	Расчет количества затраченного времени на решение кейса	от 0 до 3	3 – время решение лучше эталонного 2 – время решение совпадает или хуже эталонного не более чем на 30% 1 – время решения меньше лимита 0 – время решение больше лимита
Опыт работы со стеком	NLP	Соотношение стека соискателя из резюме к стеку вакансии	от 0 до 2	2 – соотношение составляет от 81 до 100% 1 – соотношение составляет от 61 до 80% 0 – соотношение составляет менее 60%
Глубина ответов	NLP	Анализ ключевых слов	от 0 до 2	2 – ответы полностью покрывают темы 1- ответы показывают базовые знания тем 0 – ответы фрагментарные

Метрики для оценки soft skills с указанием технологий для их определения представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Метрики для оценки soft skills

Метрика	Технология определения	Алгоритм проверки	Диапазон баллов	Шкалы оценки
Структурность	NLP	Распознавание слов-маркеров	от 0 до 3	3 – упомянуто более 5 маркеров 2 – упомянуто 4-5 маркеров 1 – упомянуто 1-3 маркера 0 – не упомянуто ни одного маркера
Лексическое разнообразие	NLP	Соотношение уникальных слов к общему количеству	от 0 до 2	2 – коэффициент более 0,6 1 – коэффициент в диапазоне от 0,3 до 0,6 0 – коэффициент менее 0,3
Активное слушание	NLP	Количество уточняющих вопросов	от 0 до 2	2 – задано более 3 вопросов 1 – задано от 1 до 3 вопросов 0 – не задано ни одного вопроса
Упорядоченность	Речевая аналитика	Распознавание пауз-разделителей	от 0 до 1	1 – ритмичные паузы (от 0,5 сек. между темами) 0 – монотонные паузы (менее 0,5 сек. между темами)
Когнитивная нагрузка	Речевая аналитика	Анализ пауз хезитации	от 0 до 1	1 – паузы хезитации менее 15% времени 0 – паузы хезитации более 15% времени
Глазной контакт	Компьютерное зрение	Алгоритм Gaze tracking	от 0 до 1	1 – процент времени, когда взгляд направлен в камеру, более 40% 0 – процент времени, когда взгляд направлен в камеру, менее 40%

Конвертируем десятибалльные оценки по hard и soft skills в процентное представление относительно максимального значения шкалы,

после чего проведем дискретизацию в пятибалльную систему с использованием пороговых значений.

Результаты формирования пятибалльной категориальной шкалы отражены в таблице 3.

Таблица 3 – Пятибалльная категориальная шкала оценки

Пороги для hard skills	Пороги для soft skills	Балл
> 80%	> 70%	5
61-80%	51-70%	4
41-60%	31-50%	3
21-40%	11-30%	2
<= 20%	<= 10%	1

Матрица значений критериев приведена в таблице 4. Отметим, что значения критериев опыта и заработной платы подобраны на основании анализа рынка. Так, требуемый стаж для Senior разработчика, согласно анализу вакансий на HeadHunter, должен составлять не менее 3 лет. Зарплата, по данным Dream Job, по данным за 2025 год находится в диапазоне от 220 000 до 300 000 рублей. Минимальная зафиксированная заработная плата на позицию старшего разработчика составляет 175 000, максимальная – 530 000 рублей [13]. Значение критериев C4 и C5 могут быть получены по итогам оценки, алгоритм которой представлен в таблицах 1-3.

Таблица 4 – Матрица значений критериев

Кандидат / критерий	C1	C2	C3	C4	C5
K1	4	9	270 000	4	3
K2	8	8	320 000	4	4
K3	6	6	220 000	3	5
K4	5	8	250 000	5	4
K5	6	10	240 000	4	5

Проведем нормализацию значений критериев. Результаты нормализации представлены в таблице 5.

Таблица 5 – Результаты нормализации

Кандидат / критерий	C1	C2	C3	C4	C5
K1	0,300658	0,484544	0,460480	0,441726	0,314485
K2	0,601317	0,430706	0,545754	0,441726	0,419314
K3	0,450988	0,323029	0,375206	0,331295	0,524142
K4	0,375823	0,430706	0,426370	0,552158	0,419314
K5	0,450988	0,538382	0,409316	0,441726	0,524142

Определим значение весовых коэффициентов для каждого критерия методом аналитического обоснования с элементами экспертного подхода. Для верификации весов в реальных условиях могла быть привлечена группа экспертов, состоящая из специалистов компании, но поскольку рассматриваемый пример является модельным и необходимым для демонстрации возможностей метода TOPSIS, веса назначены исходя из авторского предположения о приоритетах для позиции разработчика.

Очень высокий приоритет назначен оценке тестового задания кандидата. Это обусловлено тем, что данный критерий является единственным индикатором, объективно отражающим будущую эффективность сотрудника. Качество решения тестового задания коррелирует со способностью реализовывать реальные задачи и умением работать в условиях ограничения времени. Помимо этого, данный критерий, в отличие от C4 и C5, позволяет минимизировать риски субъективной оценки.

Высокий приоритет назначен критериям C1 и C3. Больше предпочтение в данной категории отдано опыту работы, а не ожиданиям по заработной плате, несмотря на то, что эти критерии обычно неразрывно связаны друг с другом.

Трудовому стажу кандидата не может быть присвоен наивысший приоритет, в силу того, что в IT-среде продолжительность работы не всегда эквивалента актуальным навыкам и продуктивности. Однако опыт является ключевым индикатором, отражающим способность кандидата

самостоятельно решать сложные задачи и быстро интегрироваться в рабочий процесс.

Ожидаемая зарплата также является одним из важнейших критериев оценки, поскольку представляет собой крупнейшую статью операционных расходов на сотрудника, непосредственно влияющую на рентабельность процесса найма. Тем не менее, исходя из стратегической логики долгосрочной эффективности, ей назначен меньший весовой коэффициент, чем опыту работы.

Критерий С4 имеет средний приоритет, так как, несмотря на использование цифровых технологий в процессе отбора, он остается относительно субъективным и не отражающим реальных навыков кандидата. Знания конкретных языков программирования и фреймворков, безусловно, важны, поскольку они являются фундаментом для выполнения рабочих задач, однако реальный уровень владения стеком может быть оценен только при демонстрации практических компетенций в производственных процессах.

Умеренно-низкий приоритет присвоен критерию С5. Минимальный вес относительно прочих критериев обусловлен сложностью объективной оценки и сравнительно меньшей значимостью для должности разработчика. Soft skills важны для работы в команде и качественной коммуникации, направленной на достижение совместных целей. Несмотря на это, недостаточно развитые «гибкие навыки» не являются блокирующим фактором для приема разработчика в штат и могут быть компенсированы его профессиональными компетенциями.

Для обоснования значений и важности весовых коэффициентов воспользуемся матрицей парных сравнений. Этот инструмент показывает свою эффективность при сравнительном анализе множества объектов, об оценке которых можно иметь лишь качественные суждения.

Примем, что доля критерия C_i обозначается через w_i , тогда элемент матрицы (a_{ij}) может быть рассчитан по формуле:

$$a_{ij} = \frac{w_i}{w_j} \quad (8)$$

В предлагаемом варианте применения метода парных сравнений, определяются не величины разностей значений критериев, а их отношение.

Матрица парных сравнений, сформированная на основе авторского предположения, представлена в таблице 6.

Таблица 6 – Матрица парных сравнений

	C1	C2	C3	C4	C5
C1	1	1/2	2	3	4
C2	2	1	3	4	5
C3	1/2	1/3	1	2	3
C4	1/3	1/4	1/2	1	2
C5	1/4	1/5	1/3	1/2	1

Проведя суммирование оценок по столбцам матрицы парных сравнений, получаем абсолютные суммарные веса для каждого критерия. Следует отметить, что чем меньше значение суммы элементов столбца матрицы, тем выше рейтинг критерия.

В таблице 7 представлены результаты, полученные путем суммирования соотношений сравниваемых критериев.

Таблица 7 – Матрица парных сравнений с агрегацией по столбцам

	C1	C2	C3	C4	C5
C1	1	1/2	2	3	4
C2	2	1	3	4	5
C3	1/2	1/3	1	2	3
C4	1/3	1/4	1/2	1	2
C5	1/4	1/5	1/3	1/2	1
Сумма	4,08	2,28	6,83	10,50	15,00

Проведем нормализацию матрицы парных сравнений и рассчитаем вес (w_j) как среднее геометрическое значение по строкам. Нормализованная матрица приведена в таблице 8.

Таблица 8 – Нормализованная матрица парных сравнений

	C1	C2	C3	C4	C5	Вес
C1	0,24	0,22	0,29	0,29	0,27	0,26
C2	0,49	0,44	0,44	0,38	0,33	0,42
C3	0,12	0,15	0,15	0,19	0,20	0,16
C4	0,08	0,11	0,07	0,10	0,13	0,10
C5	0,06	0,09	0,05	0,05	0,07	0,06

Итоговая сумма весовых коэффициентов {0,26; 0,42; 0,16; 0,10; 0,06} равна 1, что обеспечивает логическую целостность модели.

Осуществим проверку согласованности. Отношение ИС к среднему СИ для матрицы того же порядка называется отношением согласованности (ОС). Значение ОС, меньшее или равное 0.10, считается приемлемым.

На первом этапе необходимо рассчитать максимальное собственное значение (λ_{\max}) по формуле [14]:

$$\lambda_{\max} = \sum_{j=1}^n \left(w_j \sum_{i=1}^n a_{ij} \right) \quad (9)$$

Далее произведем расчет индекса согласованности (ИС) по формуле [14]:

$$ИС = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}, \quad (10)$$

На заключительном этапе определим отношение согласованности (ОС) по формуле [15]:

$$ОС = \frac{ИС}{СИ}, \quad (11)$$

В Национальной лаборатории Окриджа ученые сгенерировали значения случайных индексов (СИ) для матриц порядка от 1 до 15 на базе 100 случайных выборок. Эмпирически установлено, что при $n = 5$ значение

СИ составляет 1,12 [15]. Результаты вышеописанных вычислений отражены в таблице 9.

Таблица 9 – Результаты расчетов при проверке согласованности

	C1	C2	C3	C4	C5
$w_j \sum_{i=1}^n a_{ij}$	1,06	0,94	1,08	1,01	0,91
λ_{\max}	5,01				
ИС	0,003				
ОС	0,002				

Расчеты свидетельствуют о высокой степени согласованности экспертного суждения ($0,002 < 0,10$).

В таблице 10 отражено назначение весовых коэффициентов.

Таблица 10 – Присвоение весовых коэффициентов

Критерий	C1	C2	C3	C4	C5
Вес	0,26	0,42	0,16	0,10	0,06

Матрица нормализованных взвешенных значений представлена в таблице 11.

Таблица 11 – Матрица нормализованных взвешенных значений

Кандидат / критерий	C1	C2	C3	C4	C5
K1	0,078171	0,203508	0,073677	0,044173	0,018869
K2	0,156342	0,180896	0,087321	0,044173	0,025159
K3	0,117257	0,135672	0,060033	0,033129	0,031449
K4	0,097714	0,180896	0,068219	0,055216	0,025159
K5	0,117257	0,226120	0,065490	0,044173	0,031449

Вычислим идеально-позитивное и идеально-негативное решения. Отметим, что критерий C3 относится к критериям затрат, в то время как остальные критерии (C1, C2, C4, C5) являются критериями выгод. Результаты расчетов приведены в таблице 12.

Таблица 12 – Результаты расчетов идеально-позитивного и идеально-негативного решений

Решение / критерий	C1	C2	C3	C4	C5
Идеально-позитивное	0,156342	0,226120	0,060033	0,055216	0,031449
Идеально-негативное	0,078171	0,135672	0,087321	0,033129	0,018869

Определим расстояние каждого кандидата до идеально-позитивного и идеально-негативного решения. Расстояния до идеально-позитивного решения представлены в таблице 13. Расстояния до идеально-негативного решения отражены в таблице 14.

Отметим, что в таблицах 13 и 14 на пересечении столбцов-критериев и строк-кандидатов, приведены разности между взвешенными значениями и идеальными решениями, что обуславливает наличие отрицательных величин в качестве промежуточных вычислений.

Таблица 13 – Расстояния кандидатов до идеально-позитивного решения

Кандидат / критерий	C1	C2	C3	C4	C5	S_i^+
K1	0,078171	0,022612	-0,013644	0,011043	0,012579	0,084193
K2	0	0,045224	-0,027288	0,011043	0,006290	0,054326
K3	0,039086	0,090448	0	0,022086	0	0,100977
K4	0,058628	0,045224	-0,008186	0	0,006290	0,074760
K5	0,039086	0	-0,005458	0,011043	0	0,040981

Таблица 14 – Расстояния кандидатов до идеально-негативного решения

Кандидат / критерий	C1	C2	C3	C4	C5	S_i^-
K1	0	-0,067836	0,013644	-0,011043	0	0,070070
K2	-0,078171	-0,045224	0	-0,011043	-0,006290	0,091200
K3	-0,039086	0	0,027288	0	-0,012579	0,049301
K4	-0,019543	-0,045224	0,019101	-0,022086	-0,006290	0,057614
K5	-0,039086	-0,090448	0,021830	-0,011043	-0,012579	0,102300

Заключительным этапом является нахождение относительной близости кандидатов к идеально-позитивному решению, по итогам

которого производится их ранжирование. Результаты реализации данного шага представлены в таблице 15.

Таблица 15 – Рейтинг кандидатов

Кандидат	C_i	Ранг
K1	0,454227	3
K2	0,626691	2
K3	0,328063	5
K4	0,435236	4
K5	0,713983	1

Согласно результатам, полученным в ходе реализации метода TOPSIS, определена последовательность кандидатов в порядке от лучшей альтернативы к худшей: K5, K2, K1, K4, K3. Лучшей альтернативой является кандидат, обладающий большим опытом работы, развитыми профессиональными и гибкими навыками, а также выполнивший тестовое задание на максимальный балл. Кандидат с наименьшими баллами по тестовому заданию и оценке hard skills является худшей альтернативой на должность Senior разработчика, несмотря на низкие ожидания по заработной плате и максимальную оценку по soft skills.

Проведем анализ устойчивости полученного рейтинга путем изменения значений весовых коэффициентов. Примем, что приоритет компании для позиции Senior разработчика может быть смещен с «hard skills» на «soft skills», а также наибольшее предпочтение отдано не тестовому заданию, а ожиданиям кандидата по заработной плате. Произведем аналогичные расчеты и определим новые значения весов.

По алгоритму, представленному в таблицах 6-10, определены новые значения весовых коэффициентов: {0,16; 0,26; 0,42; 0,06; 0,10}. На основании полученных данных проведем расчеты по методу TOPSIS, используя формулы (2)-(7). Обновленный рейтинг кандидатов приведен в таблице 16.

Таблица 16 – Рейтинг кандидатов при изменении весовых коэффициентов

Кандидат	C_i	Ранг
K1	0,459480	4
K2	0,422635	5
K3	0,557011	2
K4	0,542228	3
K5	0,750399	1

Рейтинг кандидатов демонстрирует устойчивость к изменениям весовых коэффициентов относительно выбора лучшей альтернативы, однако, отметим, что система является чувствительной к кардинальным изменениям приоритетов компании. Так, кандидат K3, обладающий наиболее развитыми «гибкими» навыками и самыми низкими ожиданиями по заработной плате, переместился на второе место, в то время как соискатель с самым большим опытом работы и, как следствие с наиболее высокими требованиями к оплате своего труда, с учетом выбранных приоритетов, стал худшей альтернативой из представленных.

Эффективность метода TOPSIS при ранжировании кандидатов выражена в повышении качества управленческих решений, которое обеспечивается благодаря снижению ошибок при найме. Метод позволяет избежать субъективных предпочтений и количественно обосновать выбор кандидата в зависимости от приоритетов компании.

Внедрение цифровых решений, в основе которых лежат математические методы и модели, способствует повышению экономической эффективности, выраженной в системной оптимизации всего цикла управления человеческими ресурсами. Ключевым преимуществом использования средств автоматизации является снижение транзакционных издержек. Цифровые решения способны автоматизировать до 85% рутинных операций, высвобождая человеческие ресурсы для решения стратегических задач, в которых экспертиза рекрутеров и HR-менеджеров, на данный момент, является незаменимой.

Помимо этого, при использовании современных технологий достигается существенное снижение рисков ошибочного найма и текучести кадров. Стоимость плохого найма включает в себя не только повторные затраты на поиск, но и прочие серьезные убытки, такие, как выплата выходных пособий, расходы на обучение и упущенная выгода от невыполненных проектов. Цифровизация отбора поможет значительно минимизировать данный показатель путем прогнозирования, основанного на исторических данных, и анализа паттернов поведения, коррелирующих с долгосрочным удержанием сотрудника. Инвестиции в технологии, направленные на автоматизацию процесса отбора, напрямую влияют и на ключевые бизнес-показатели компании, в первую очередь, на KPI и валовую прибыль. Исходя из этого, цифровая трансформация HR-процессов и, в частности, процесса отбора, является экономически целесообразной.

Заключение

Таким образом, в ходе исследования выявлено, что существует значительный задел в области оптимизации и автоматизации отдельных этапов процесса отбора. Однако, доля работ, посвященных применению информационных решений и математических методов в управлении человеческими ресурсами, остается довольно низкой, особенно среди трудов российских ученых. Помимо этого, наблюдается дефицит комплексных подходов, способных интегрировать сильные стороны каждого технологического решения в единую систему для получения более точной и объективной оценки. Рассмотренный в работе расчет в рамках модельного эксперимента показал, что разработка системы, ядро которой составляют методы многокритериальной оценки, позволит повысить качество управленческих решений и снизить уровень субъективизма при найме. Дальнейшие исследования могут быть направлены на создание концептуальной модели, ориентированной на достижение конкретных экономических результатов, оптимизацию затрат

и повышения качества найма путем преодоления ключевых недостатков существующих методов отбора.

Список литературы

1. Зинченко А.А. Количественное моделирование процесса подбора персонала // Управленческие науки. – 2015. – №3. – С.70–75.
2. Флек М.Б., Угнич Е.А. Оценка карьерного потенциала работников в системе управления человеческим капиталом предприятия // π-Economy. – 2025. – №18 (4). – С. 124–139.
3. Мызникова У. В. Эффект ореола в общественном сознании // Вестник РГГУ. Серия «Философия. Социология. Искусствоведение». – 2010. – №3 (46). – С. 176-189.
4. Ашурко В. Ю. Подбор персонала с использованием информационных технологий: дис. канд. социол. наук: 22.00.08. М., 2005. 193 с.
5. Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения 05.11.2025).
6. Будзинская О. В. Система кадрового обеспечения как механизм расширенного воспроизводства человеческих ресурсов: дис. д-р экон. наук: 08.00.05. М., 2022. 321 с.
7. Троицкая А. А. Совершенствование оценки трудового потенциала организации: дис. канд. экон. наук: 08.00.05. М., 2021. 164 с.
8. Калитко С. А, Ефимиади Л. К. Гендерные и возрастные особенности стиля управления в сфере информационных технологий // Естественно-гуманитарные исследования. – 2023. – № 5(49). – С. 403-406.
9. Современные технологии обработки естественного языка для решения задач стратегической аналитики / И. Ф. Кузьминов, П. Д. Бахтин, А. А. Тимофеев [и др.] // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2020. – № 1. – С. 3-16.
10. Сулыма А.И. Геймификация в системе управления человеческими ресурсами предприятия / А.И. Сулыма, Л.А. Устенко // Исследование, систематизация кооперация, развитие, анализ социально-экономических систем в области экономики и управления (ИСКРА-2020) : Сборник трудов III Всероссийской школы-симпозиума молодых ученых, Симферополь, 30 сентября – 02 2020 года / Научный редактор В. М. Ячменевой; редколлегия: Е. Ф. Ячменев, Т. И. Воробец, Р. А. Тимаев. – Симферополь: Общество с ограниченной ответственностью «Издательство Типография «Ариал». – 2020. – С. 247–251.
11. Mishne G., Carmel D., Hoory R., Roytman A., Soffer A. Automatic analysis of call-center conversations [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/221614459_Automatic_analysis_of_call-center_conversations.
12. Hwang C. L., Yoon K. Multiple attributes decision making methods and applications. Berlin, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 1981. 269 p.
13. Dream Job [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://dreamjob.ru/salary/starshiy-razrabotchik>.
14. Максудова, Л. Г. Использование метода анализа иерархии для построения модели оценки стоимости городских земель в Социалистической Республике Вьетнам / Л. Г. Максудова, Т. Т. Т. Хоанг, А. К. Лэ // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2020. – Т. 64, № 1. – С. 63-69.
15. Саати, Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. (Перевод с английского Р. Г. Вачнадзе). – Москва «Радио и связь», 1993. – 278 с.

References

1. Zinchenko A.A. Kolichestvennoe modelirovanie processa podbora personala // *Upravlencheskie nauki*. – 2015. – №3. – S.70–75.
2. Flek M.B., Ugnich E.A. Ocenka kar'ernogo potentsiala rabotnikov v sisteme upravleniya chelovecheskim kapitalom predpriyatiya // *π-Economy*. – 2025. – №18 (4). – S. 124–139.
3. Myznikova U. V. Effekt oreola v obshchestvennom soznanii // *Vestnik RGGU. Seriya «Filosofiya. Sociologiya. Iskuststvovedenie»*. – 2010. – №3 (46). – S. 176-189.
4. Ashurko V. Yu. Podbor personala s ispol'zovaniem informacionnyh tekhnologij: dis. kand. sociol. nauk: 22.00.08. M., 2005. 193 s.
5. Federal'naya sluzhba gosudarstvennoj statistiki [Elektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <https://rosstat.gov.ru> (data obrashcheniya 05.11.2025).
6. Budzinskaya O. V. Sistema kadrovogo obespecheniya kak mekhanizm rasshirenogo vosпроизводства chelovecheskih resursov: dis. d-r ekon. nauk: 08.00.05. M., 2022. 321 s.
7. Troickaya A. A. Sovershenstvovanie ocenki trudovogo potentsiala organizacii: dis. kand. ekon. nauk: 08.00.05. M., 2021. 164 s.
8. Kalitko S. A, Efimiadi L. K. Gendernye i vozrastnye osobennosti stilya upravleniya v sfere informacionnyh tekhnologij // *Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya*. – 2023. – № 5(49). – S. 403-406.
9. Sovremennye tekhnologii obrabotki estestvennogo yazyka dlya resheniya zadach strategicheskoy analitiki / I. F. Kuz'minov, P. D. Bahtin, A. A. Timofeev [i dr.] // *Iskusstvennyj intellekt i prinyatie reshenij*. – 2020. – № 1. – S. 3-16.
10. Sulyma A.I. Gejmifikaciya v sisteme upravleniya chelovecheskimi resursami predpriyatiya / A.I. Sulyma, L.A. Ustenko // *Issledovanie, sistematizaciya kooperaciya, razvitie, analiz social'no-ekonomicheskikh sistem v oblasti ekonomiki i upravleniya (ISKRA-2020) : Sbornik trudov III Vserossijskoj shkoly-simpoziuma molodyh uchenyh, Simferopol', 30 sentyabrya – 02 2020 goda / Nauchnyj redaktor V. M. Yachmenevoj; redkollegiya: E. F. Yachmenev, T. I. Vorobec, R. A. Timaev. – Simferopol': Obshchestvo s ogranichennoj otvetstvennost'yu «Izdatel'stvo Tipografiya «Arial»*. – 2020. – S. 247–251.
11. Mishne G., Carmel D., Hoory R., Roytman A., Soffer A. Automatic analysis of call-center conversations [Elektronnyj resurs]. – Rezhim dostupa: https://www.researchgate.net/publication/221614459_Automatic_analysis_of_call-center_conversations.
12. Hwang C. L., Yoon K. Multiple attributes decision making methods and applications. Berlin, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 1981. 269 p.
13. Dream Job [Elektronnyj resur]. – Rezhim dostupa: <https://dreamjob.ru/salary/starshiy-razrabotchik>.
14. Maksudova, L. G. Ispol'zovanie metoda analiza ierarhii dlya postroeniya modeli ocenki stoimosti gorodskih zemel' v Socialisticheskoy Respublike V'etnam / L. G. Maksudova, T. T. T. Hoang, A. K. Le // *Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Geodeziya i aerofotos"emka*. – 2020. – T. 64, № 1. – S. 63-69.
15. Saati, T. Prinyatie reshenij. Metod analiza ierarhij. (Perevod s anglijskogo R. G. Vachnadze). – Moskva «Radio i svyaz'», 1993. – 278 s.