

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего
образования
«Тольяттинский государственный университет»

Кафедра _____ Прикладная математика и информатика _____
(наименование)

_____ 09.04.03 Прикладная информатика _____
(код и наименование направления подготовки)

_____ Управление корпоративными информационными процессами _____
(направленность (профиль))

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

на тему Модели и алгоритмы системы управления подбором ИТ-специалистов для
проектной команды

Обучающийся

_____ А.С. Бондарева _____
(Инициалы Фамилия)

_____ (личная подпись)

Научный
руководитель

_____ д.т.н., доцент, С.В. Мкртычев _____

_____ (ученая степень (при наличии), ученое звание (при наличии), Инициалы Фамилия)

Оглавление

Введение	3
Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды	6
Глава 2 Анализ методов и моделей в области систем управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды	15
2.1 Методы проведения тестирования.	15
2.2 Методы ранжирования кандидатов.	23
2.3 Методы машинного обучения в ранжировании кандидатов.	30
2.4 Выбор методов для алгоритма подбора ИТ-специалистов для проектной команды.	38
Глава 3 Разработка алгоритмов для системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды.	41
Глава 4 Апробация проектных решений и оценка эффективности.	55
Заключение	70
Список используемой литературы и используемых источников	72

Введение

В современном мире, где спрос на квалифицированных ИТ-специалистов неуклонно растет, эффективная система подбора персонала для проектных команд становится ключевым фактором успеха. Традиционные методы подбора, основанные на ручном анализе резюме и собеседованиях, становятся все менее эффективными, поскольку они не в состоянии справиться с большим количеством кандидатов и зачастую не позволяют выявить скрытый потенциал.

Однако процесс подбора ИТ-специалистов для проектной команды является сложной и ответственной задачей, требующей системного и комплексного подхода. Часто, организации сталкиваются с проблемами, связанными с несоответствием специалистов требуемым компетенциям, недостаточной эффективностью командной работы или долгими сроками подготовки новых сотрудников к работе в новом проекте.

В этой связи, использование машинного обучения (МО) для оптимизации процесса подбора персонала представляется весьма перспективным направлением. МО-модели способны анализировать огромные объемы данных, выявлять скрытые связи и прогнозировать вероятность успеха кандидатов в проекте.

Таким образом, актуальность темы исследования обусловлена необходимостью повышения скорости и объективности процесса подбора ИТ-специалистов для проектных команд.

Объектом исследования является процесс подбора ИТ – специалистов для проектной команды.

Предметом исследования является система управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды.

Цель данной работы заключается в разработке моделей и алгоритмов системы управления, обеспечивающей повышение эффективности подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

Для достижения цели необходимо решить следующие задачи:

- провести обзор и анализ существующих решений в области систем управления подбором ИТ-специалистов;
- исследовать методологические подходы к разработке систем управления подбором ИТ-специалистов для проектных команд;
- разработать модели и алгоритмы системы управления выбором ИТ-специалистов;
- выполнить апробацию и оценить эффективность предлагаемых проектных решений.

Гипотеза исследования: применение моделей и алгоритмов машинного обучения в системе управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды позволит повысить скорость и объективность процесса подбора кандидатов.

Методы исследования. В ходе исследования будут применены следующие принципы и методы: системный анализ, анализ литературы, экспериментальные исследования, сравнительный анализ.

Новизна исследования заключается в разработке системы управления подбором персонала, которая использует МО-модели для автоматизации поиска и ранжирования кандидатов, оценки их квалификации и прогнозирования успеха в проекте.

Практическая значимость данного исследования заключается в возможности внедрения предложенных моделей и алгоритмов при разработке системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

Основные этапы исследования: исследование проводилось с 2023 по 2025 год в несколько этапов.

На первом этапе была сформулирована тема исследования, осуществлен сбор информации из разнообразных источников, проведена формулировка гипотезы, а также определены цели, задачи, предмет и объект исследования. Этот этап стал основой для дальнейшего анализа.

Второй этап - теоретический. На втором этапе исследования был

проведен анализ методов подбора специалистов, были выбраны методы, на основании которых будет разработан алгоритм, который обеспечит повышение скорости и объективности системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды. Опубликовано статья по теме исследования в научном сборнике.

На третьем (практическом) этапе была проведена апробация предложенных проектных решений, их оценка и формулирование выводов по результатам проведенного исследования.

На защиту выносятся:

- модели и алгоритмы системы подбора ИТ специалистов;
- результаты апробации и оценки эффективности предлагаемых проектных решений.

По теме исследования опубликована 1 статья [5].

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы.

В первой главе представлен анализ текущего состояния исследований в области разработок систем подбора специалистов. Во второй главе проведен анализ существующих решений для создания систем подбора ИТ-специалистов, ориентированных на проектные команды. Третья глава посвящена разработке моделей и алгоритмов, направленных на повышение скорости и объективности системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды. В четвертой главе выполнены апробация предлагаемых проектных решений и оценка их эффективности.

В заключении изложены результаты проведенного исследования.

Работа изложена на 76 страницах и включает 33 рисунка, 7 таблиц и 47 источников.

Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды

В последние годы наблюдается резкий рост интереса к ИТ-специалистам, что связано с увеличением числа стартапов, развитием цифровых технологий и внедрением инновационных решений в различные сферы бизнеса. Однако, несмотря на высокий спрос на квалифицированные кадры, отрасль сталкивается с серьезными вызовами, включая высокую текучесть кадров и нехватку специалистов.

Предприятия все больше полагаются на высококвалифицированных и узкоспециализированных ИТ-специалистов. Хотя растущая доступность ИТ работ является хорошим показателем для выпускников ИТ-специальностей, они, тем не менее, могут оказаться в замешательстве относительно наиболее подходящей карьеры для своего будущего [13].

Традиционно, в нашем современном мире, процесс подбора квалифицированных специалистов, обладающих необходимыми навыками, осуществляется через размещение различных объявлений о вакансиях, проведение собеседований и всеобъемлющие тестирования. Подбор специалистов, в свою очередь, основывается на всесторонней оценке не только профессиональных навыков, но и личных качеств, которые также очень важны для успешного выполнения работы кандидатами. Однако, несмотря на это, такие методы могут оказаться недостаточно эффективными в условиях высокой и растущей конкуренции на рынке труда, которая требует от работодателей новых подходов и инновационных решений.

В условиях растущей конкуренции за таланты, компании должны адаптироваться и разрабатывать новые стратегии, чтобы не только привлечь, но и удержать квалифицированных сотрудников.

Одним из самых старых и проверенных методов является размещение объявлений в СМИ, таких как газеты и журналы, а также на онлайн-платформах. Этот метод позволяет охватить широкую аудиторию, но его

эффективность снижается с развитием цифровых технологий, так как многие кандидаты предпочитают искать работу в интернете.

Также существует часто применяемых методов рекрутинга является привлечение кандидатов через рекомендации от текущих сотрудников. Этот подход, основанный на доверии и личных связях, обладает рядом очевидных преимуществ. Во-первых, он позволяет привлекать людей, которые, как правило, уже знакомы с основными принципами, ценностями и особенностями корпоративной культуры компании. Это, в свою очередь, сокращает время адаптации нового сотрудника и снижает вероятность возникновения конфликта из-за несоответствия ожиданиям. Рекомендованные кандидаты, благодаря своему знакомству с компанией через поручителя, могут быть более мотивированными и вовлеченными в работу [45].

В некоторых ситуациях, особенно при поиске узкопрофильных специалистов или экспертов в нишевых областях, рекомендации сотрудников могут оказаться весьма полезными. Здесь, фактор доверия и проверенные рекомендации выходят на первый план, позволяя получить доступ к кандидатам, которых сложно найти через обычные каналы. При этом, репутация поручителя может служить дополнительной гарантией компетентности и профессионализма кандидата. Однако, важно помнить, что даже в этих случаях нельзя полностью полагаться только на рекомендации.

«При использовании данного метода необходимо учитывать его потенциальные ограничения. Во-первых, существует риск ограничения кадрового разнообразия, что не позволяет компании охватить более широкий спектр талантов и опыта. Во-вторых, могут возникать ситуации конфликта интересов, когда рекомендации даются на основе личной симпатии, а не профессиональных качеств кандидата. Кроме того, существует вероятность того, что рекомендации будут основаны на поверхностном знакомстве или предвзятом отношении. Поэтому, процесс подбора должен быть прозрачным и включать в себя независимую оценку кандидатов, даже если они были рекомендованы сотрудниками» [45].

Традиционное интервью, представляющее собой собеседование с потенциальным сотрудником, по-прежнему остается одним из наиболее распространенных методов оценки кандидатов в процессе рекрутинга. Этот формат, несмотря на свою популярность, зачастую демонстрирует ограниченную эффективность в выявлении истинных компетенций и личностных качеств соискателей. Причина заключается в том, что структура и специфика стандартного интервью, как правило, не позволяют получить всестороннее представление о реальных навыках и потенциале кандидата.

Одной из ключевых проблем является субъективность оценки. Интервьюер, как правило, опирается на свои личные впечатления и предвзятые суждения, а не на объективные критерии. Это может приводить к тому, что итоги интервью противоречат реальным результатам работы кандидата в дальнейшем. Например, кандидат, обладающий хорошими навыками самопрезентации, может произвести благоприятное впечатление, однако, не обладать необходимым опытом и профессиональными компетенциями. И наоборот, кандидат, испытывающий волнение на интервью, может быть недооценен, хотя на деле являться отличным специалистом.

Кроме того, формат интервью часто не позволяет оценить такие важные качества, как умение работать в команде, стрессоустойчивость, адаптивность и другие “мягкие навыки”, которые крайне важны для успешной работы. Традиционные вопросы часто являются предсказуемыми и позволяют кандидатам подготовиться к “правильным” ответам, что искажает истинную картину. Также, не всегда удастся выявить мотивацию кандидата и его истинные карьерные устремления.

Таким образом, необходимо разработать и внедрить систему, которая поможет работодателю нанять квалифицированных ИТ-специалистов на основе их навыков. Эта система должна опираться на объективные критерии оценки, позволяющие точно определить соответствие кандидата требованиям вакансии, и минимизировать субъективность, присущую традиционным

методам отбора.

Рекомендательные системы уже давно являются предметом исследований [16]. Они представляют собой простые алгоритмы, целью которых является предоставление пользователю наиболее релевантных и точных элементов. Рекомендательная система обнаруживает закономерности в наборе данных путем изучает выбор пользователей и выдает результаты, соответствующие их потребностям и интересам.

Системы электронного рекрутинга получили бурное развитие за последние несколько лет [20], позволив кадровым агентствам (HR) охватить очень широкую аудиторию при небольших затратах. Такая ситуация может оказаться непосильной для кадровых агентств, которым приходится выделять человеческие ресурсы для ручного анализа резюме кандидатов и оценки их соответствия занимаемым должностям. Автоматизация процесса анализа анкет соискателей для определения тех, кто соответствует требованиям вакансии, может привести к повышению эффективности. Например, компания SAT telecom сообщила о 44-процентной экономии средств и сокращении среднего времени, необходимого для заполнения вакансии с 70 до 37 дней [41] после внедрения системы электронного рекрутинга.

Было предложено несколько систем электронного рекрутинга, цель которых - ускорить процесс подбора персонала и улучшить общее впечатление пользователей. Система E-Gen [32] выполняет анализ и категоризацию неструктурированных предложений о работе (т.е, в виде неструктурированных текстовых документов), а также анализ и ранжирование кандидатов по релевантности. Фреймворк CommOn [42] применяет технологии Semantic Web в области управления персоналом. В этом фреймворке при подборе персонала учитываются личностные качества кандидата, определяемые с помощью онлайн-анкеты, которую заполняет сам кандидат. Для подбора кандидатов к вакансиям эти системы обычно сочетают методы из классических IR и рекомендательных систем, такие как обратная связь по релевантности [32], семантическое соответствие [38] и

аналитический процесс иерархии [24].

Другой подход, предложенный в [14], использует технологию NLP для автоматического представления резюме на стандартном языке моделирования.

Эти методы, хотя и полезны, страдают от несоответствий, связанных с несовместимостью форматов, структуры контекстной информации резюме. Более того, они не могут оценить некоторые вторичные характеристики, связанные с резюме, такие как стиль и связность, которые очень важны для оценки резюме.

Целью исследования в статье [13] было предсказание наилучшего карьерного пути для выпускников компьютерных факультетов, с помощью алгоритмов ML в области человеческих ресурсов. Это приложение полезно не только для выпускников компьютерных вузов, но и может быть использовано работодателями для определения соответствия кандидата конкретной должности.

В работе [25] была реализована интегрированная система электронного рекрутинга (рисунок 1), ориентированная на компанию, которая автоматизирует процесс оценки и предварительного отбора кандидатов.

Ранжирование кандидатов основано на алгоритмах машинного обучения, которые изучают функцию оценки на основе обучающих данных, предоставленных рекрутерами-людьми.

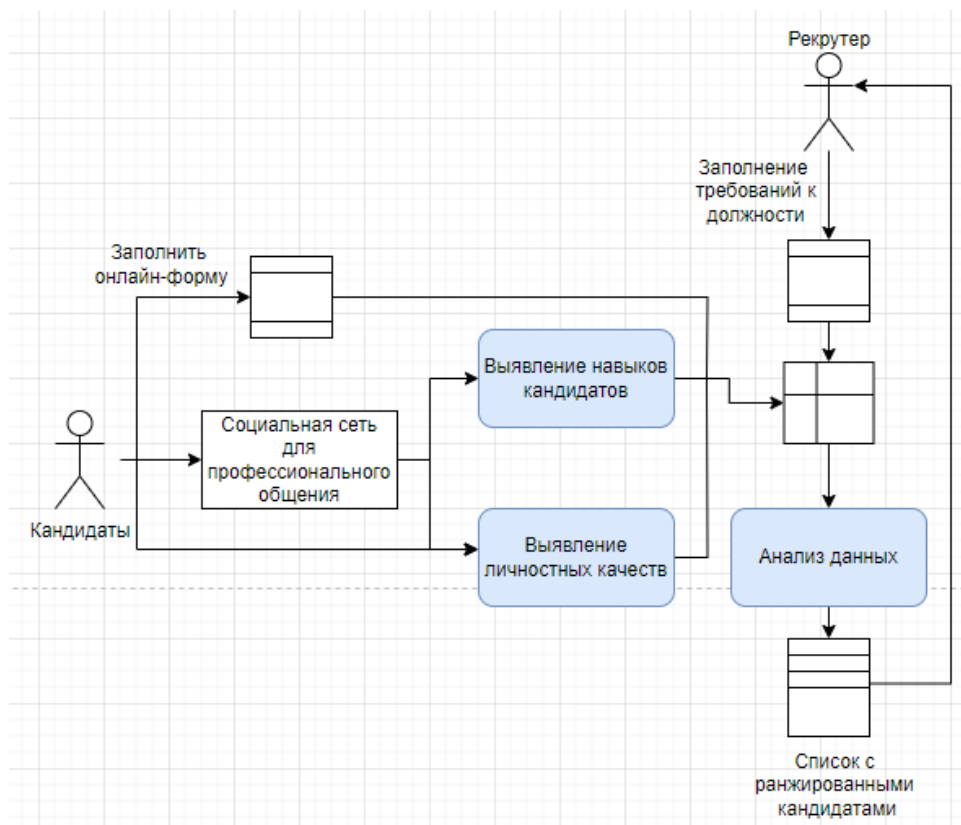


Рисунок 1 – Архитектура системы электронного рекрутинга

Статья начинается с обзора существующих онлайн-систем найма персонала и их ограничений. Далее авторы описывают методы машинного обучения, которые могут быть применены для улучшения этих систем. Они рассматривают такие алгоритмы, как наивный байесовский классификатор, метод k-ближайших соседей, деревья решений и нейронные сети.

С ростом применения искусственного интеллекта (ИИ) в различных отраслях промышленности возникают активные дебаты о его потенциальном влиянии на социальный контекст. Интересно изучать базовую динамику, которую системы ИИ привносят в социальную среду, где они уже используются или будут использоваться в будущем. Эта динамика является ключом к разгадке основных вопросов, связанных с будущей работой.

Высказывались мнения о том, что ИИ может создать новые формы работы или вытеснить существующих работников [17][23]. Статья [35] продолжает эту линию исследований, задаваясь вопросом: какая

социотехническая динамика возникает на индивидуальном и организационном уровне, когда рекрутеры и HR-специалисты используют ИИ в своем ежедневном рабочем процессе?

В работе [25] предложен инновационный метод ранжирования кандидатов в онлайн-рекрутинге. Этот метод использует алгоритмы машинного обучения, которые обучаются на основе данных, предоставленных рекрутерами, для определения функции оценки. На базе разработанной схемы была создана и внедрена корпоративная система электронного рекрутинга, продемонстрировавшая эффективность в выявлении уровня экстраверсии соискателей и их ранжировании в соответствии с этим параметром.

При оценке кандидата учитываются его личностные характеристики, которые автоматически извлекаются из его социального присутствия [24]. Необходимо стремимся сократить число проводимых собеседований и фоновых исследований до выбранных системой наилучших кандидатов, с целью повышения эффективности процесса найма.

Используя диаграммы IDEF0, рассмотрим основные бизнес-процессы традиционного подхода к подбору ИТ-специалистов (рисунок 2), (рисунок 3).

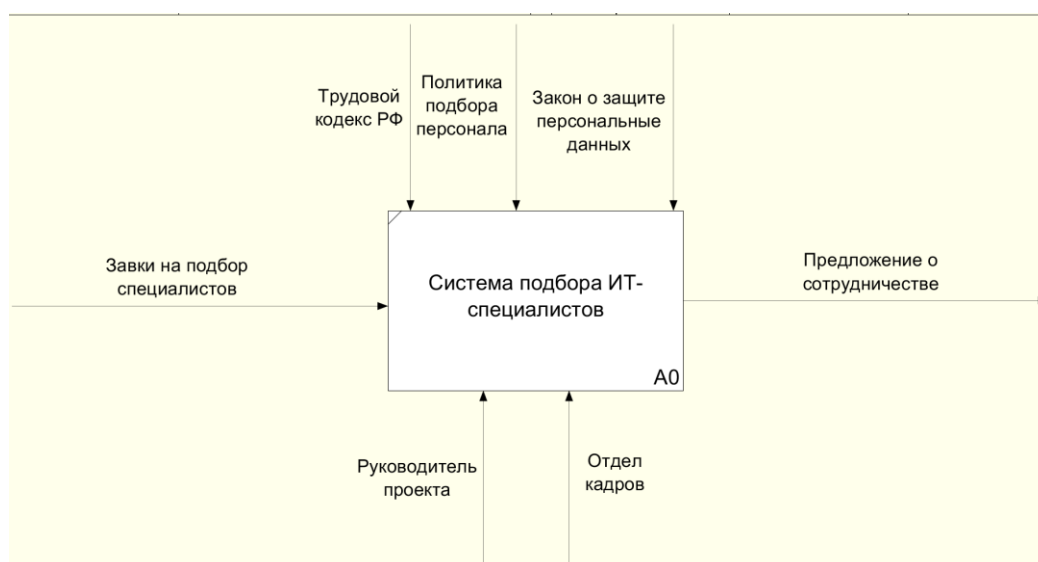


Рисунок 2 – Контекстная диаграмма системы подбора ИТ-специалистов в проектную команду

На диаграмме декомпозиции (рисунок 3) более подробно показаны процессы поиска и найма ИТ-специалистов.

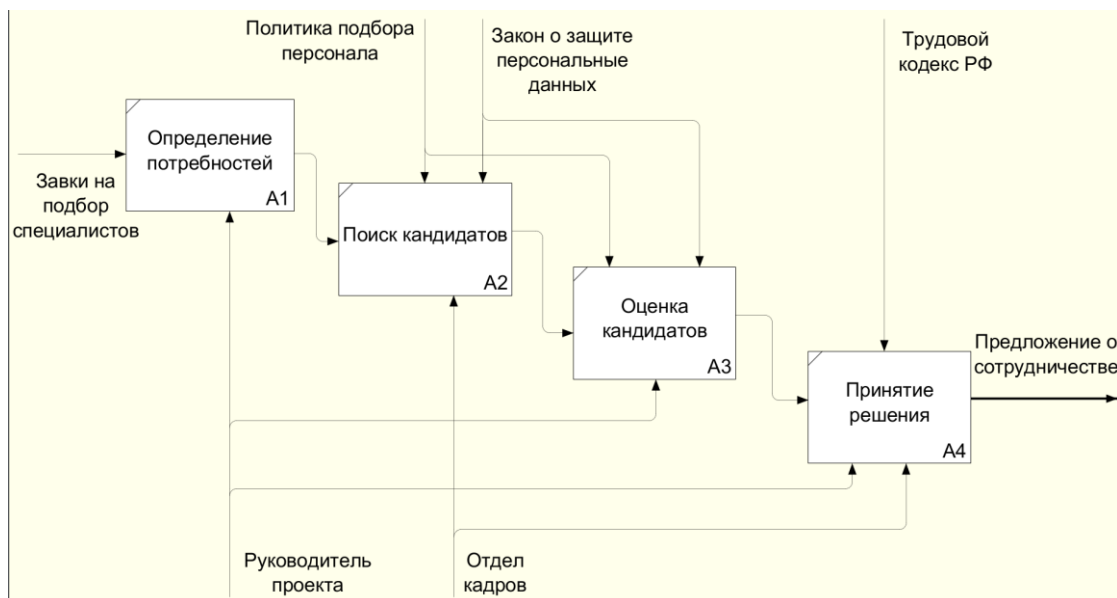


Рисунок 3 – Диаграмма декомпозиции системы подбора ИТ-специалистов в проектную команду

Процесс подбора ИТ-специалиста начинается с определения потребностей проекта, формирования профиля кандидата и установления бюджета. Далее осуществляется поиск кандидатов через различные источники, включая собственные базы данных и рекрутинговые агентства, после чего следует оценка их соответствия требованиям путем проведения собеседований и тестирований. На заключительном этапе руководитель проекта, опираясь на результаты оценки, принимает окончательное решение о найме подходящего кандидата (рисунок 2).

Системы управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды осуществляют автоматический поиск и фильтрацию кандидатов согласно заранее заданным критериям, таким как опыт работы, уровень образования, технические навыки и сертификации. Они также позволяют

произвести анализ личности и коммуникационных навыков кандидата, чтобы обеспечить оптимальное сочетание в команде.

С помощью таких систем можно строить уникальные профили кандидатов, хранить информацию о предыдущих проектах и профессиональных достижениях, а также проводить собеседования и тестирования онлайн. Это повышает эффективность взаимодействия с соискателями и дает возможность сократить время на принятие решений по найму.

Выводы к первой главе:

- анализ литературы и источников подтвердил интерес ученых и специалистов к проблеме подбора специалистов для проектных команд в области информационных технологий;
- традиционные методы (например, размещение объявлений и собеседования) становятся менее продуктивными в условиях растущей;
- на основе анализа изученного материала предлагается применять инновационные решения и автоматизированные инструменты для оптимизации процесса найма, уделяя особое внимание не только профессиональным навыкам, но и личным качествам кандидатов, а также их соответствию корпоративной культуре;
- применение машинного обучения позволяет с высокой скоростью обрабатывать большие объемы данных и минимизировать субъективность в принятии решений, обеспечивая более объективный и справедливый подход к оценке кандидатов.

Анализ выявил актуальность проблемы подбора IT-специалистов и снижение эффективности традиционных методов найма. Предлагается использовать инновационные и автоматизированные решения на основе машинного обучения для объективной оценки кандидатов, учитывая, как профессиональные, так и личностные качества.

Глава 2 Анализ методов и моделей в области систем управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды

2.1 Методы проведения тестирования.

Развитие информационных технологий и прогрессивные методы работы требуют наличия высококвалифицированных специалистов, способных успешно осуществлять проекты и достигать поставленных целей.

В настоящее время, подбор квалифицированных специалистов с необходимыми навыками обычно осуществляется посредством объявлений о вакансиях, собеседований и комплексных тестирований, при этом оценка кандидатов включает как профессиональные, так и личные качества. Однако, в условиях обостряющейся конкуренции, такие методы оказываются не всегда действенными, заставляя работодателей искать инновационные решения и подходы к подбору персонала.

Компетентностный рекрутинг (Competency-based recruitment): Это метод, который основан на оценке компетенций кандидатов. Он подразумевает определение необходимых компетенций для должности и оценку того, насколько кандидат соответствует этим требованиям.

В статье [29] авторы исследуют подходы к отбору персонала на основе компетенций и механизмы перехода в руководящие должности в организациях.

В этой статье авторы ставят целью разработать и предложить компетентностный подход к процессу найма и развитию менеджеров, который был бы эффективным для обеспечения качественной ротации персонала в руководящих должностях. Авторы аргументируют, что эффективная система кадрового обеспечения и ротации менеджеров имеет важное значение для успеха организаций.

«Необходимо использовать различные и современные методы, соответствующие потребностям организации, и периодически пересматривать

критерии и процедуры найма. В данном исследовании была изучена только одна выборка банковских специалистов. Таким образом, обобщение полученных результатов имеет свои ограничения.» [29]

Также в статье [3] рассматриваются вопросы применения компетентностного подхода при отборе персонала в современном социуме (рисунок 4).

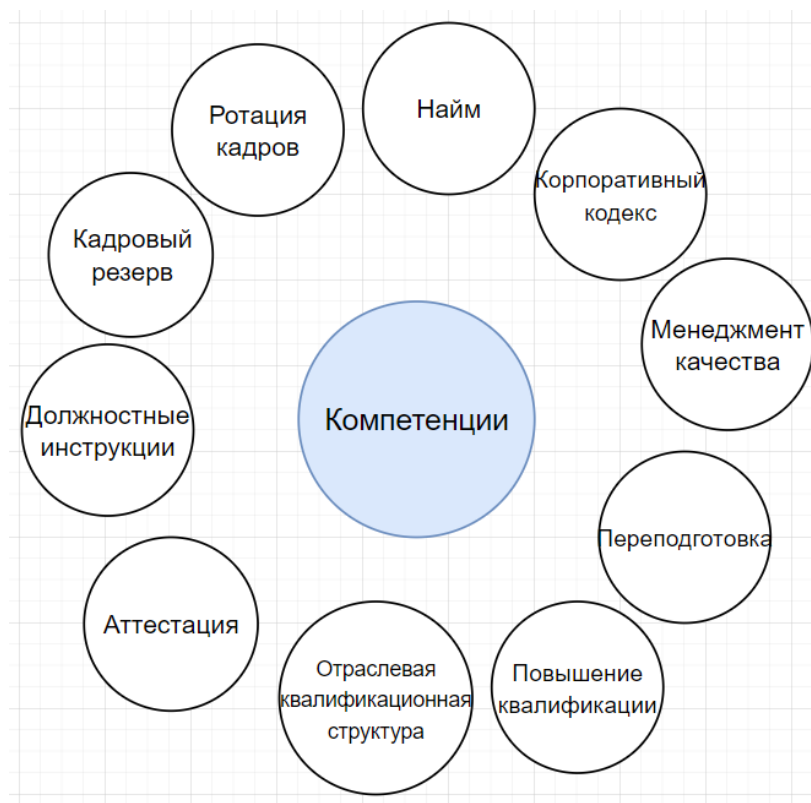


Рисунок 4 – Применение модели компетенций в сфере управления персоналом

Использование в системе отбора персонала компетентностного подхода позволяет на качественно новом уровне решать эту актуальную задачу. Использование этого подхода позволяет оптимально подобрать диагностические средства и разработать методику их использования.

Нечеткая система MCDM (рисунок 5), основанная на понятиях идеального и антиидеального решений для выбора наиболее подходящего кандидата, представлена в [22]. Кроме того, в [18] был предложен метод

ранжирования нечетких чисел по метрическому расстоянию для решения задачи отбора персонала, а в [28] разработана система отбора персонала на основе нечеткой АНР.



Рисунок 5 – Схема нечеткой системы MCDM на основе концепций идеального (PIS) и антиидеального (NIS) решений для выбора лучшего кандидата

Такой подход позволяет учесть субъективность оценок и сравнить кандидатов даже при неполных данных.

Situational judgment tests (SJT) – это методика оценки, которая представляет кандидатам различные ситуации, с которыми они могут столкнуться на рабочем месте (рисунок 6).

Кандидатам предлагается выбрать наиболее эффективное или наименее эффективное решение для каждой ситуации.

Ситуации могут быть представлены в различном виде: видеосюжеты, изображения, текстовые описания. SJT помогает определить, как человек

склонен поступить в определенной рабочей ситуации.

Он применим к большому числу профессий и интересен участникам. Его параметры интуитивно понятны и, глядя на ответы, руководитель может сам составить мнение о соответствии тестируемого рекомендуемой должности.

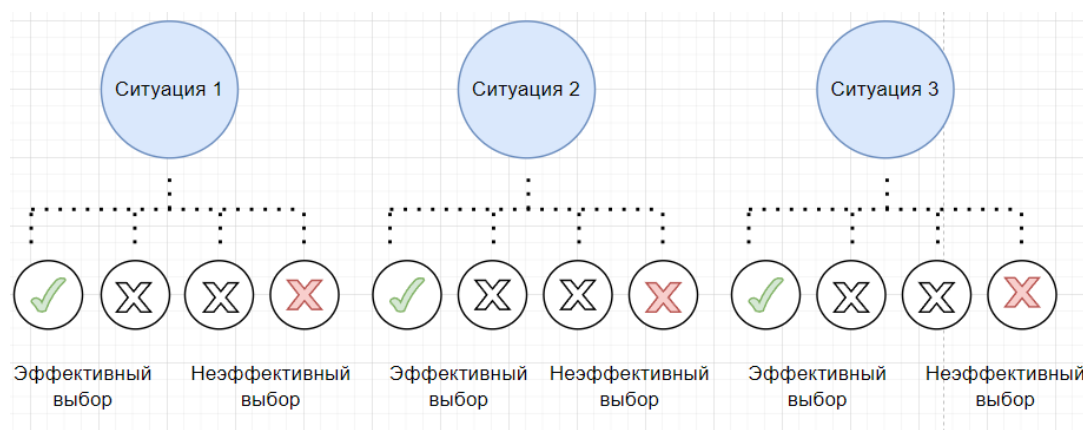


Рисунок 6 – Схема ситуаций методики SJT

SJT позволяет оценить способность кандидата адаптироваться к изменяющимся условиям, принимать решения на основе доступных фактов и эффективно работать в команде.

Статья [34] описывает методологию и применение ситуационно-ориентированного теста для оценки компетенций, и прогнозирования успеха в рабочей среде.

В статье авторы начинают с обзора различных типов оценочных инструментов, используемых в рекрутинге и отборе персонала. Затем они переходят к объяснению принципов и преимуществ ситуационно-ориентированного тестирования.

Ситуационно-ориентированный тест предлагает кандидатам участвовать в симуляциях реальных ситуаций, с которыми они могут столкнуться на рабочем месте. Тестирование проводится на основе их реакций и принятых решений. Результаты теста оцениваются с точки зрения

компетенций, необходимых для успешного выполнения задач в рабочей среде. Пример вопроса для ситуационно-ориентированного тестирования (рисунок 7).

Вы и сотрудник другого отдела совместно отвечаете за координацию проекта, в котором участвуют оба отдела. Этот человек не выполняет свою часть обязанностей. Что вы, скорее всего, сделаете/не сделаете?

1. Обсудите ситуацию со своим руководителем и попросите его обсудить ее с руководителем другого человека.
2. Напомните ему, что вам нужна его помощь и что проект не будет завершён должным образом без полноценной командной работы с обеих стороны.
3. Напомните ему, что вам нужна его помощь и что проект не будет завершён без полной командной работы вас обоих.
4. Попытайтесь выяснить, почему он не выполняет свою часть работы, и объясните ему, что это создает дополнительную работу для вас и затрудняет завершение проекта.
5. Попросите кого-нибудь из его отдела помочь с проектом.

Рисунок 7 – Пример вопроса ситуационно-ориентированного теста

В заключение статьи авторы делают выводы о значимости ситуационно-ориентированного тестирования при найме и отборе сотрудников. Они отмечают, что эти тесты могут быть полезны как для кандидатов, чтобы продемонстрировать свои компетенции, так и для работодателей, чтобы выбрать наиболее подходящих кандидатов для конкретных рабочих ситуаций.

В статье [6] анализируется роль личных качеств и характеристик участников команды при оценке их пригодности для проектной работы. Авторы обсуждают, какие личностные черты и навыки могут быть важны для успешного выполнения проектных задач, и предлагают методы и инструменты для оценки этих характеристик (рисунок 8).

$$x_j = \begin{cases} 1, & \text{если тест } j \text{ остается;} \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{тест } j \text{ оценивает} \\ & \text{компетенцию } i; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

$$d_{ij} = \begin{cases} \text{степень соответствия теста } j \\ \text{компетенции } i; \\ 0, & \text{тест } j \text{ не соответствует} \\ & \text{компетенции } i. \end{cases}$$

Рисунок 8 – Минимальное покрытие множества компетенций тестами с учетом минимизации времени и максимизации степени соответствия

«В работе предложена многокритериальная математическая модель формирования оптимального портфеля тестов для оценивания компетенций претендентов в члены проектной команды.» [6]

Одним из важных аспектов управления подбором ИТ-специалистов является оценка их профессиональных навыков и качеств. В прошлом это часто делалось путем ручной экспертной оценки резюме и проведения собеседований. Однако с появлением нейронных сетей и машинного обучения стало возможным автоматизировать этот процесс.

С использованием нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения можно создать модель, которая будет анализировать резюме кандидатов и оценивать их навыки и качества. При этом модель может учиться на основе большого объема данных, что позволяет ей стать все более точной и эффективной по мере накопления опыта.

На контекстной диаграмме и диаграмме декомпозиции (рисунок 9), (рисунок 10), изображены процессы работы автоматизированной системы для подбора ИТ-специалистов.



Рисунок 9 – Контекстная диаграмма автоматизированной системы подбора ИТ-специалистов в проектную команду

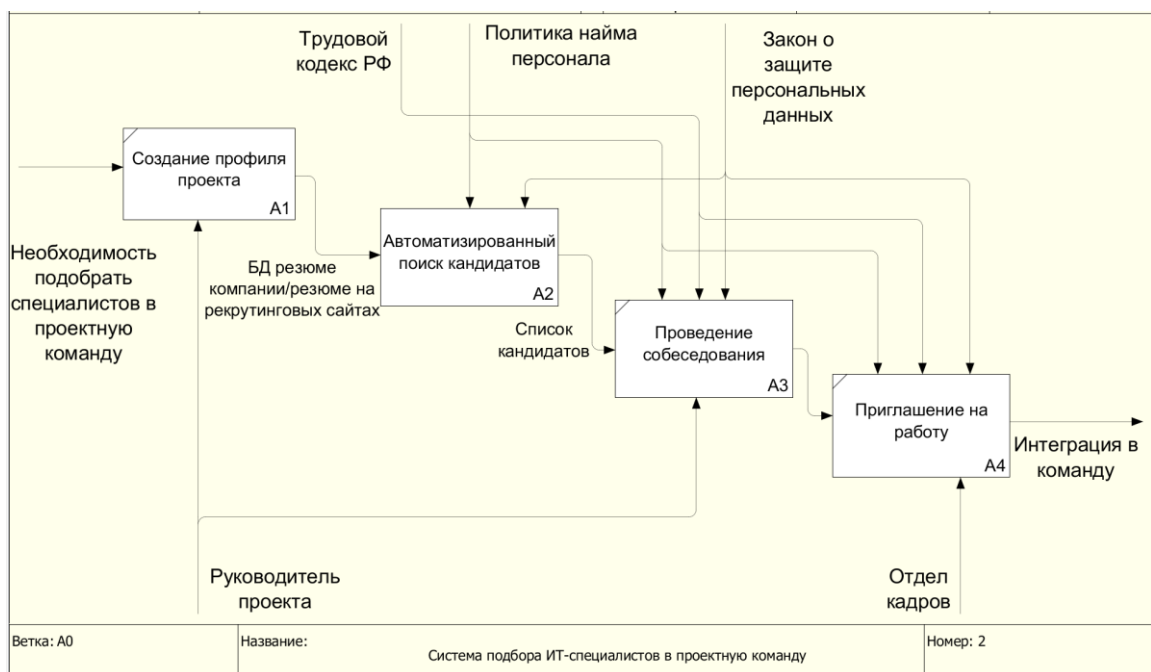


Рисунок 10 – Диаграмма декомпозиции автоматизированной системы подбора ИТ-специалистов в проектную команду

Подпроцессы автоматизированного поиска кандидатов подробно

показан на рисунке 11.

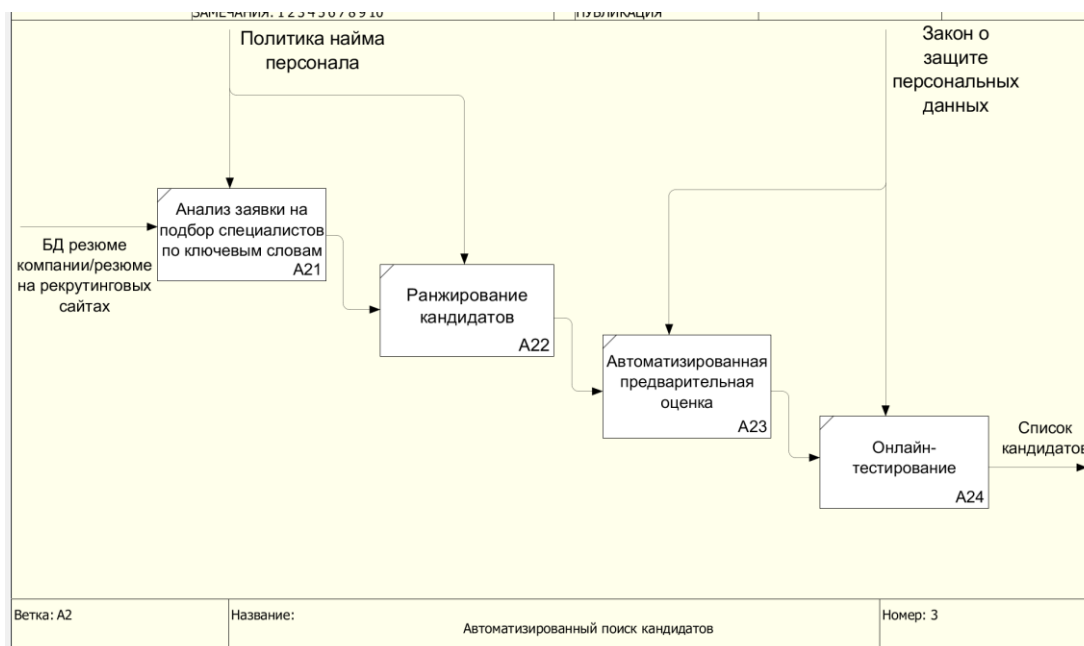


Рисунок 11 – Диаграмма декомпозиции автоматизированного поиска кандидатов

Автоматизация и оптимизация процессов не только упрощают и ускоряют процесс подбора, уменьшая объем ручного труда, но и делают его более масштабируемым и адаптивным к изменяющимся требованиям рынка. Благодаря автоматизации, компании могут легко справляться с большим количеством заявок и оперативно реагировать на потребности в новых специалистах.

В статье [25] представлен новый метод ранжирования кандидатов в системах онлайн-рекрутинга. Ранжирование основано на алгоритмах машинного обучения, которые анализируют функцию оценки, используя обучающие данные, предоставленные рекрутерами. На основе предложенной модели была разработана интегрированная система электронного рекрутинга, ориентированная на потребности компании. Результаты применения этой системы продемонстрировали ее эффективность в определении уровня экстраверсии соискателей и соответствующем ранжировании кандидатов.

В современном информационном обществе востребованы различные ИТ-проекты, требующие специфических компетенций, профессионального опыта и навыков. Кроме того, в связи с быстрым технологическим прогрессом требования к ИТ-специалистам могут меняться очень быстро. В такой ситуации становится важным иметь эффективную систему управления, которая бы помогала компаниям быстро и точно подобрать нужных специалистов для каждого проекта.

Исследование в этой области поможет разработать и оптимизировать модели и алгоритмы, адаптированные к конкретным потребностям компаний и проектов, что способствует повышению конкурентоспособности и быстрому выполнению проектов.

2.2 Методы ранжирования кандидатов.

Алгоритмы машинного обучения могут значительно упростить и ускорить процесс подбора персонала, помогая находить подходящих кандидатов и предсказывать их успех в проектной команде. Однако для их эффективного применения необходимы данные о кандидатах и требованиях проекта, а также обученные модели, которые будут адаптированы под конкретные условия и задачи.

Одним из решений проблемы подбора ИТ-специалистов для проектной команды является использование модели, основанной на методах машинного обучения и анализе данных.

Растущее количество поданных резюме может перегружать отделы кадров, которые обычно проводят ручную оценку заявлений о приеме на работу.

Ранжирование кандидатов - это процесс, заключающийся в упорядочивании кандидатов на работу на основе их квалификации, навыков и опыта. Цель заключается в том, чтобы выявить лучших кандидатов, которые наиболее подходят для конкретной должности.

Автоматизированные системы ранжирования кандидатов, которые были предложены для ускорения процесса подбора персонала, как правило, требуют модели процесса принятия решений в отделе кадров, а также тщательной параметризации, выполняемой экспертами-рекрутерами отдела.

Это сложная процедура, подверженная ошибкам, которую необходимо повторять каждый раз, когда изменяются критерии выбора. Применяя систему, использующую алгоритмы машинного обучения для автоматического построения моделей ранжирования кандидатов, требуется достаточное количество обучающих данных в качестве входных данных, которые состоят из предыдущих решений по выбору кандидатов. Методы, которые учат, как комбинировать predetermined функции для ранжирования с помощью контролируемых алгоритмов обучения, называются методами «обучения ранжированию» [24].

Метод взвешенных критериев (Weighted Scoring) – это метод ранжирования, который предполагает присвоение каждому критерию оценки в зависимости от его важности.

Этот метод применяется в управлении продуктами и проектами для ранжирования функций, проектов или инициатив. Он помогает командам сосредоточить ресурсы на идеях, которые окажут наибольшее влияние.

На рисунке 12 вначале определяются все важные критерии, по которым будут оцениваться кандидаты (например, технические навыки, опыт, коммуникативные способности, соответствие культуре компании) и каждому критерию присваивается веса, отражающие их важность (сумма весов равна 1 или 100%). Затем каждый кандидат оценивается по каждому критерию по шкале от 1 до 5. Для вычисления общей оценки, оценка по каждому критерию умножается на его вес. Суммируются взвешенные оценки по всем критериям для каждого кандидата, что даёт его итоговый балл. Кандидаты ранжируются по убыванию и выбираются лучшие.

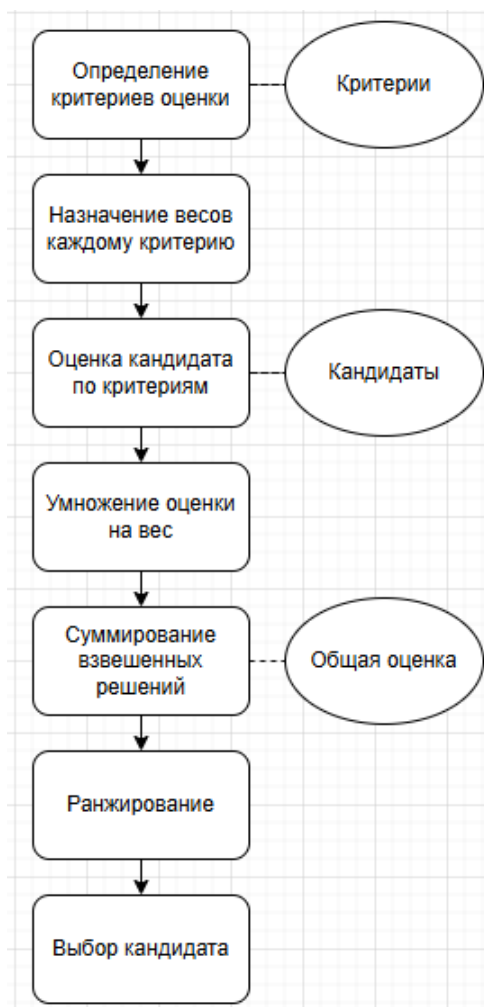


Рисунок 12 – Схема метода взвешенных критериев

Этапы отбора кандидатов с ранжированием имеют ряд преимуществ, таких как повышенная объективность и прозрачность процесса. Ранжирование позволяет легко отследить, на каком этапе были отсеяны кандидаты и почему (рисунок 13). Система ранжирования должна позволять учитывать не только формальные критерии, но и так называемые “soft skills” и личностные качества, которые также влияют на успешность кандидата. Поэтому, важно периодически пересматривать и корректировать критерии оценки.

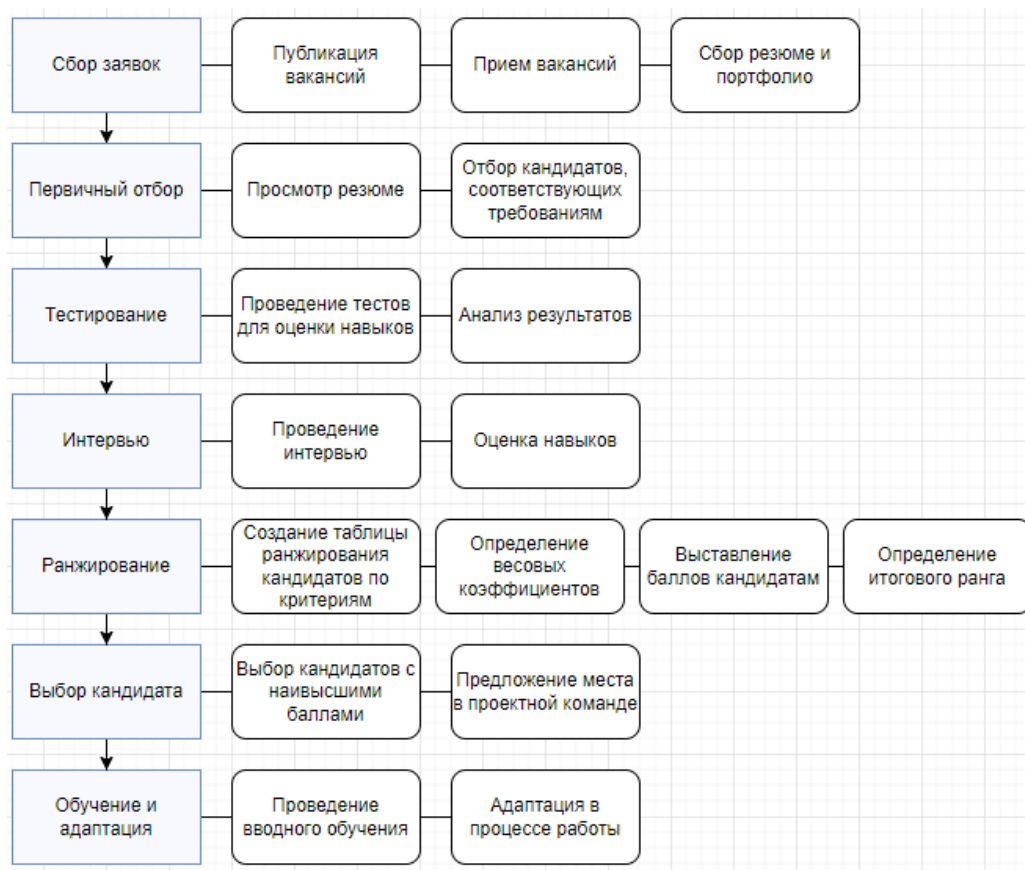


Рисунок 13 – Этапы отбора кандидатов

Для ранжирования кандидатов выявляем критерии. Критерии ранжирования - это набор показателей, которые помогают оценить, насколько кандидат подходит для работы в проекте.

Критерии ранжирования:

Профессиональные навыки:

- опыт работы в соответствующей области;
- знание необходимых технологий и инструментов;
- наличие сертификатов и дипломов.

Личностные качества:

- коммуникативные навыки;
- способность к обучению и адаптации;
- мотивация и энтузиазм.

Опыт работы в проектах:

- участие в подобных проектах ранее;
- достигнутые результаты и успехи;
- способность к решению сложных задач.

Репутация:

- отзывы от предыдущих работодателей;
- наличие рекомендаций;
- участие в профессиональных сообществах.

Важно! Критерии ранжирования должны быть определены до начала отбора кандидатов, а также в зависимости от конкретного проекта.

Для начала определяем, какая специальность ИТ-специалиста необходима, какие конкретные навыки и опыт требуются для проекта. После определяем ключевые компетенции и характеристики, которые будут оцениваться, и определяем важность каждого критерия для конкретного проекта и создаем шкалу оценки.

Определяем весовые коэффициенты методов ранжирования по важности. Составляем списки всех критериев, включая технические навыки, мягкие навыки, опыт, образование, личные качества. Выделяем критерии, которые являются наиболее важными для проекта и какие менее важными и присваиваем весовые коэффициенты каждому критерию в соответствии с их рангом важности.

Пример определения весовых коэффициентов:

- техническая компетенция: 40% (очень важно);
- опыт работы в сфере разработки ПО: 30% (важно);
- коммуникативные навыки: 20% (важно);
- целеустремленность: 10% (желательно).

Ранжирование кандидатов при подборе персонала может осуществляться с использованием регрессионного анализа (рисунок 14). Этот метод позволяет отобразить оценки кандидатов, полученные с помощью тестирования, на критерий подбора и получить рекомендации по подбору

кандидата [12].

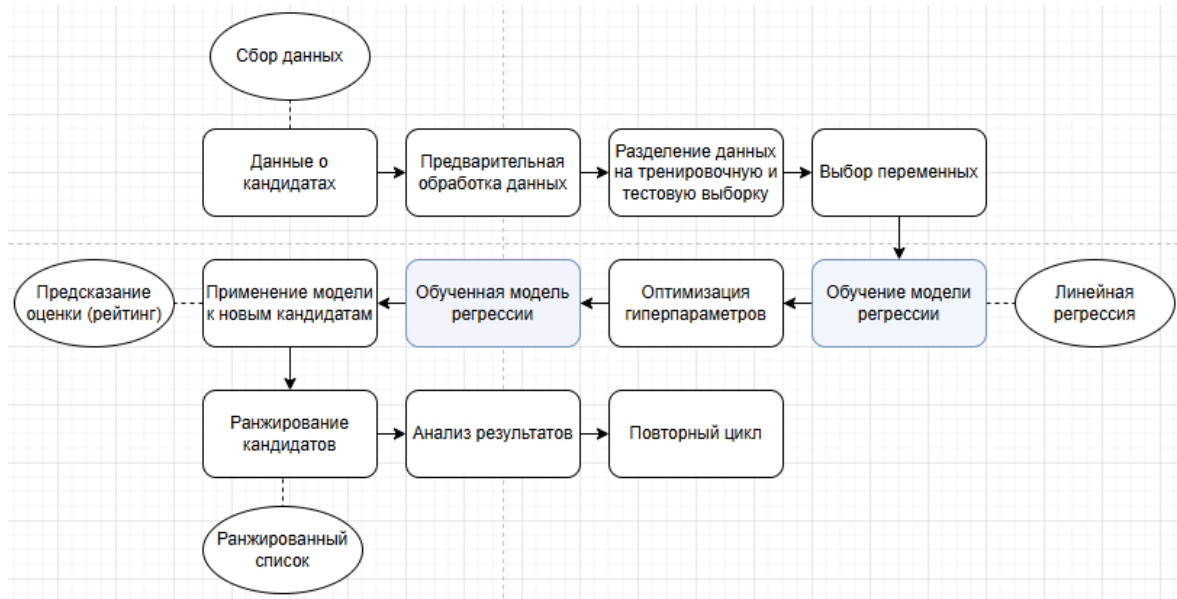


Рисунок 14 – Схема метода ранжирования на основе линейной регрессии в подборе кандидатов

Прямая должна пройти так, чтобы сумма квадратов отклонений эмпирических значений Y от теоретических была минимальна (рисунок 15).

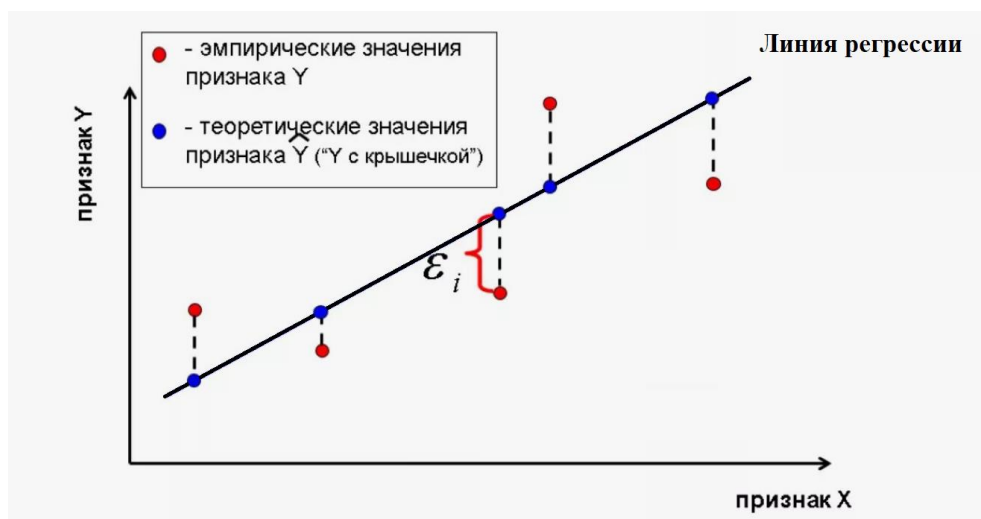


Рисунок 15 – График построения регрессии

Эта схема представляет собой упрощенную, но наглядную визуализацию процесса ранжирования на основе регрессии в подборе кандидатов. Она подчеркивает ключевые этапы и позволяет понять логику работы этого метода.

Pairwise-подход Learning-to-Rank (LTR) (рисунок 16) фокусируется на сравнении пар документов и определении, какой из них должен располагаться выше в рейтинге.

В подборе кандидатов Pairwise-подход используется на порталах для трудоустройства, где с помощью LTR (парный подход к обучению ранжированию) ранжируют претендентов на основе квалификации и предпочтений работодателя.

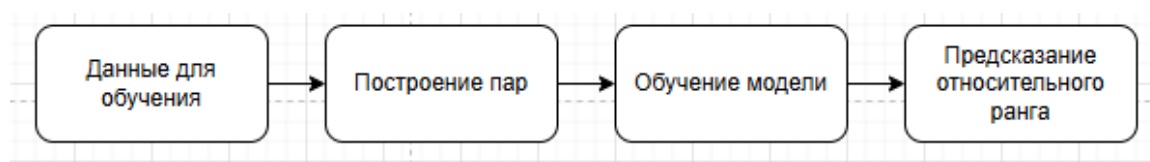


Рисунок 16 – Схема Pairwise-подход Learning-to-Rank

«Pairwise LTR часто используется в поисковых системах, системах рекомендаций и других задачах ранжирования, включая подбор кандидатов» [27]. В таблице 1 показано сравнение методов ранжирования кандидатов.

Таблица 1 – Сравнение методов ранжирования кандидатов

Метод	Плюсы	Минусы	Инструменты
Weighted Scoring	Простота	Субъективность весов	Быстрый пресейнинг
Регрессия	Интерпретируемость	Линейные зависимости	Scikit-learn
Learning-to-Rank	Учет контекста	Сложная реализация	LightGBM (LTR)

Из исследований и анализа был сделан вывод, что для дальнейших исследований будет взят метод Learning-to-Rank.

2.3 Методы машинного обучения в ранжировании кандидатов

Использование машинного обучения (МО) в ранжировании кандидатов становится все более популярным в ИТ-компаниях. МО позволяет автоматизировать рутинные задачи, такие как анализ резюме, проверка соответствия требованиям, ранжирование кандидатов по баллам. Это высвобождает время рекрутеров для более творческих и стратегических задач, таких как поиск талантов и интервью. МО-модели способны анализировать большие объемы данных, выявлять скрытые связи и тенденции, что позволяет более точно определять соответствие кандидата требованиям вакансии [27].

На рисунке 17 изображена схема машинного обучения.

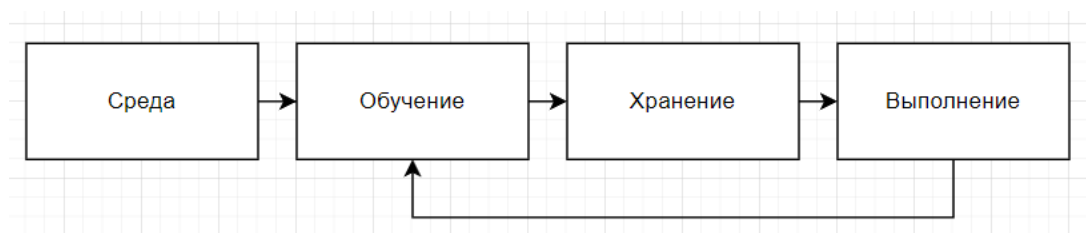


Рисунок 17 – Базовая модель машинного обучения

Машина получает данные, на которых обучается и выполняет поставленную задачу. Выполнение - это процедура, которая использует учебный архив для выполнения определенного задания и ввода данных, полученных в процессе выполнения задания, в учебный архив и для управления дополнительным исследованием [44].

Для исследования мы выбрали несколько научных статей, где проводились исследования различных алгоритмов и моделей машинного обучения.

Статья [36] рассматривает использование случайных лесов (RF) и машин опорных векторов (SVM) для разработки системы рекомендаций вакансий и оценивает эффективность этих методов.

Как показали результаты, модели RF и SVM достигли высокой точности, как для вакансий, так и для соискателей. Модель RF продемонстрировала слегка лучшую точность и среднюю точность по рангу (MAP) по сравнению с моделью SVM.

Суть RF заключается в одновременной работе с определенным количеством деревьев решений. Каждое дерево отдает свой голос за определенный класс. Этот процесс повторяется для всех деревьев. Затем RF показывает результаты, набравшие наибольшее количество голосов.

Одним из преимуществ использования RF является то, что в большинстве ситуаций этот метод позволяет избежать чрезмерной подгонки обучающего множества, что не всегда возможно при использовании других методов машинного обучения.

Модель случайного леса (рисунок 18) представляет собой ансамбль деревьев решений, которые работают вместе для прогнозирования результатов. Каждое дерево в лесу строится на основе случайной подвыборки обучающего набора данных, что делает их различными и уменьшает вероятность переобучения.

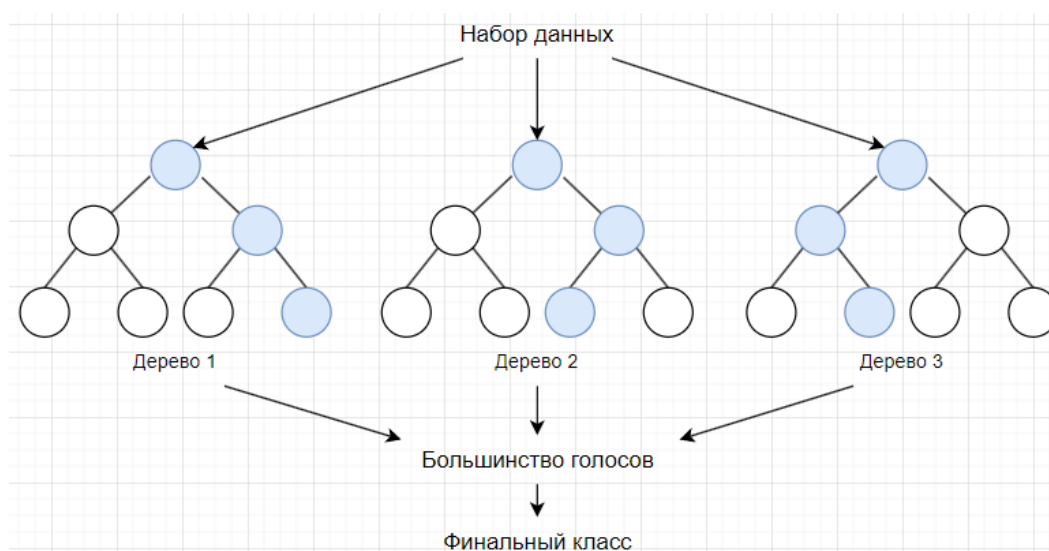


Рисунок 18 – Диаграмма модели случайного леса

Как показано на рисунке 18, модель случайного леса строит каждое дерево на основе разных подмножеств данных, что позволяет учесть разнообразные характеристики кандидатов и предсказать наиболее подходящих для проекта. После построения леса каждое дерево голосует за кандидата, и результаты голосования комбинируются для выбора наилучших кандидатов.

Использование модели случайного леса в ранжировании кандидатов является эффективным способом выявления наиболее подходящих кандидатов. Эта модель учитывает множество переменных, устраняет переобучение, устойчива к шуму и предоставляет оценки важности признаков. Внедряя модель случайного леса в свой процесс отбора, рекрутеры могут повысить точность ранжирования и более эффективно определять лучших кандидатов для своих вакансий.

Статья [43] описывает разработку и оценку НС для управления эффективностью работы на основе «мягких» показателей. НС была обучена на крупном организационном наборе данных, содержащем информацию об оценках эффективности работы сотрудников, их индивидуальных характеристиках и организационных факторах.

Результаты показали, что НС может точно предсказывать оценки эффективности работы сотрудников. НС также смогла идентифицировать важные факторы, влияющие на эффективность работы, такие как лидерство, рабочая атмосфера и индивидуальные характеристики сотрудников.

Нейросети могут выявлять сложные взаимосвязи между данными о кандидатах, что позволяет им более точно прогнозировать их успешность на должности. Они могут обрабатывать большое количество данных и учитывать множество факторов, которые могут быть пропущены традиционными методами.

Подбор кандидатов с помощью нейронной сети схематично изображен на рисунке 19. Входные данные содержат: резюме кандидата, данные об образовании, навыки, опыт работы, личные качества. Далее, в скрытых слоях,

объединены признаки из слоев CNN (сверточный слой) и RNN (рекуррентный слой). Они экстрагируют пространственные признаки из входных данных и учитывают последовательность данных [46]. В выходных данных содержится, предсказанная нейросетью, вероятность соответствия кандидата требованиям вакансии. Модель нейросети обучается на исторических данных о кандидатах, включая их резюме, навыки, образование, опыт работы и результаты интервью.

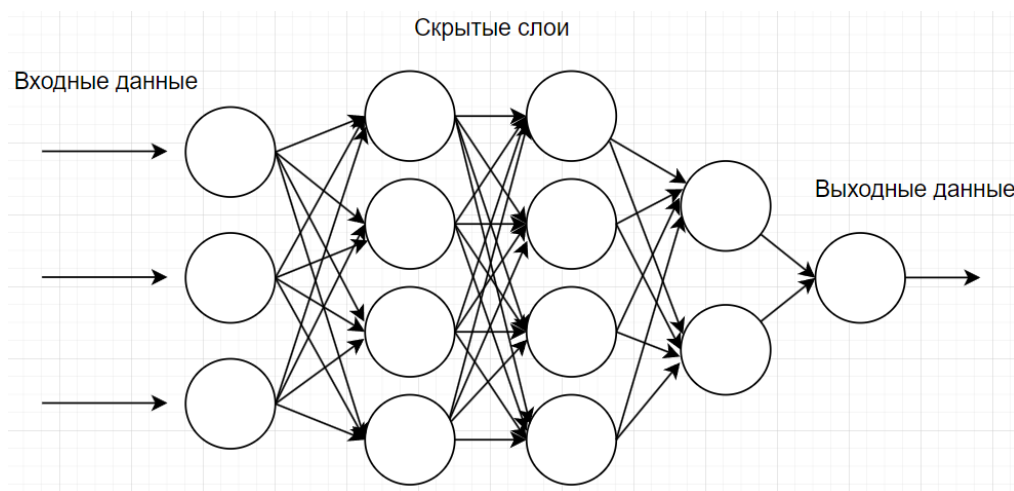


Рисунок 19 – Схема нейронной сети

Нейросети могут адаптироваться к новым данным и улучшать свою производительность с течением времени. Это позволяет им оставаться актуальными в быстро меняющейся среде.

Статья [15] представляет исследование, в котором используется машинное обучение для получения информации о результатах найма в сфере управления персоналом.

Исследование использовало известные модели машинного обучения для прогнозирования производительности рекрутинга в итальянской охранной компании. Модель градиентного бустинга (GB) смогла идентифицировать важные факторы, влияющие на производительность рекрутинга, такие как образование, опыт работы, навыки и демографические характеристики

кандидатов. Исследование также показало, что использование моделей машинного обучения может значительно улучшить точность прогнозирования производительности рекрутинга по сравнению с традиционными методами.

Подобно случайному лесу, градиентный бустинг предлагает высокую точность и устойчивость, а также возможность захватывать нелинейные взаимосвязи.

GB модели способны достигать высокой точности предсказания, превосходя другие алгоритмы машинного обучения. Модель градиентного бустинга обучается на исторических данных, где каждый кандидат имеет определенный рейтинг. На рисунке 20 изображена схема градиентного бустинга, которая представлена в виде дерева решений, показывающего, как базовые модели разделяют данные, чтобы найти правильное предсказание.

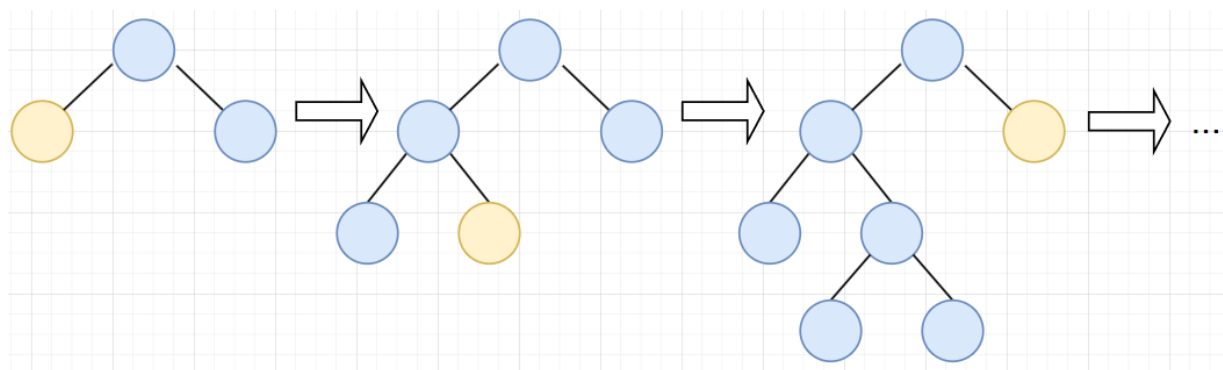


Рисунок 20 – Схема модели градиентного бустинга

Алгоритм градиентного спуска последовательно добавляет к модели новые базовые модели, минимизируя ошибку предсказания.

Вместо прямой оптимизации по всем данным, градиентный спуск оптимизирует остаточный сигнал (разницу между фактическим и предсказанным результатом) после добавления каждой базовой модели.

В ИТ-компаниях, где конкуренция за таланты очень высока, использование GB для ранжирования кандидатов может стать ключевым фактором успешного подбора персонала. Модель помогает автоматизировать

процесс, повысить точность оценки кандидатов и сфокусировать внимание рекрутеров на самых перспективных кандидатах.

Изучение научных статей показывает, что случайный лес и градиентный бустинг являются популярными методами машинного обучения, которые успешно применяются для задач классификации и регрессии. В контексте подбора ИТ-специалистов, эти методы могут помочь в определении наиболее подходящих кандидатов на основе различных критериев и характеристик.

Статья [39] рассматривает использование методов машинного обучения для предсказания успеха кандидатов на собеседованиях. Исследование предлагает использование алгоритмов машинного обучения, таких как логистическая регрессия, случайный лес и нейронные сети, для анализа данных кандидатов и прогнозирования их успешности на собеседовании.

Статья [26] рассматривает использование машинного обучения для прогнозирования производительности на рабочем месте. Исследование позволяет понять, какие факторы наиболее сильно влияют на производительность сотрудников в ИТ-индустрии, и какие методы машинного обучения лучше всего подходят для прогнозирования этой производительности.

В статье [47] рассматривается методика использования глубокого обучения для анализа различных факторов, влияющих на решение сотрудников о покидании организации. Эти факторы включают в себя уровень удовлетворенности работой, возможности профессионального и карьерного роста, условия труда, а также социальные и психологические аспекты.

Машинное обучение (ML) и глубокое обучение (DL) совершают прорыв в HR-сфере, предлагая передовые решения для оптимизации ключевых процессов. Эти технологии активно используются для прогнозирования успешности кандидатов на собеседованиях, оценки производительности сотрудников и выявления факторов, влияющих на их увольнение. Анализируя огромные объемы данных, ML и DL позволяют выявлять скрытые закономерности, формировать более точные прогнозы и, как следствие,

значительно повышать эффективность процессов найма, развития и удержания персонала, способствуя достижению стратегических целей организации. Таким образом, внедрение ML/DL становится важным шагом на пути к созданию более эффективной и ориентированной на данные HR-системы.

Степень решенности проблемы в научной литературе:

- в научной литературе есть исследования по применению моделей машинного обучения в подборе персонала, но в большинстве случаев они не концентрируются на специфике ИТ-сферы;
- не хватает исследований, сравнивающих эффективность разных моделей для подбора ИТ-специалистов в проектные команды;
- недостаточно внимания уделяется вопросам интерпретируемости и этичности применения моделей машинного обучения в подборе персонала;
- оценка навыков и опыта ИТ-специалистов является субъективным процессом, часто основанным на личном мнении рекрутеров. Не всегда учитываются все необходимые компетенции и их уровень владения;
- отсутствие единой базы данных о кандидатах и их компетенциях, что осложняет процесс анализа и ранжирования;
- решения о выборе кандидата часто принимаются на основе личных предпочтений рекрутера или управляющего проектом;
- процесс подбора специалистов для проектных команд может занимать много времени и требовать значительных ресурсов;
- подбор специалистов с разнообразными компетенциями и опытом является задачей, требующей значительных усилий и анализа.

Предложим возможные решения данных проблем (таблица 2).

Таблица 2 – Возможные решения

Проблема	Решение	Плюсы	Минусы	Риски
Сложность оценки компетенций	Использование моделей машинного обучения	Автоматизация оценки компетенций. Учет большого количества признаков и их взаимосвязей. Повышение объективности оценки. Снижение субъективного влияния рекрутеров.	Сложность обучения и настройки модели. Необходимость большого объема данных для обучения	Риск переобучения модели. Риск дискриминации и при неправильном подборе признаков.
Недостаток данных	Создание единой базы данных о кандидатах	Повышение эффективности поиска и отбора кандидатов. Создание более полной картины о компетенциях и опыте кандидатов.	Сложность создания и поддержания базы данных. Требуются значительные ресурсы на сбор и обработку данных.	Риск неполноты и неточности данных. Риск несовместимости форматов данных.
Субъективность в отборе	Введение системы ранжирования кандидатов	Снижение субъективности в отборе. Повышение прозрачности процесса подбора.	Требуются специальные знания в области машинного обучения для разработки и внедрения системы. Необходимость регулярной проверки и корректировки модели.	Риск неправильной настройки модели и получения неточных результатов. Риск дискриминации и при неправильном подборе признаков.
Затраты времени и ресурсов	Автоматизация процесса подбора	Сокращение времени и ресурсов, затрачиваемых на поиск кандидатов. Увеличение количества обработанных резюме и сокращение времени отбора.	Необходимость интеграции платформ с системами управления подбором. Требуются специалисты для настройки и обслуживания платформ.	Риск неправильного функционирования платформ. Риск утери конфиденциальных данных кандидатов.

Продолжение таблицы 2

Проблема	Решение	Плюсы	Минусы	Риски
Сложность создания сбалансированной команды	Применение алгоритмов кластеризации	Создание более сбалансированных и эффективных проектных команд. Повышение успешности реализации проектов за счет учета взаимодополняемости членов команды.	Требуются специальные знания в области машинного обучения для реализации алгоритмов. Необходимость регулярной проверки и корректировки алгоритмов.	Риск неправильного применения алгоритмов и получения неправильных результатов. Риск дискриминации при неправильном подборе признаков.

Исходя из данных таблицы 2, можно сделать вывод, что использование методов машинного обучения может значительно повысить скорость и точность процесса подбора ИТ-специалистов для проектных команд. Однако необходимо тщательно подходить к выбору модели, настройке ее параметров и интерпретации результатов. Важно учитывать этические аспекты и исключить возможность дискриминации. Рекомендуется комбинировать модели машинного обучения с традиционными методами подбора, чтобы обеспечить более полную и объективную оценку кандидатов.

2.4 Выбор методов для алгоритма подбора ИТ-специалистов для проектной команды

Процесс подбора ИТ-специалистов для проектной команды требует не только оценки технических навыков, но и глубокого понимания контекста, в котором специалист будет работать. Это подразумевает анализ совместимости с конкретным проектом, его целями, сроками, используемым технологическим стеком, а также с командной динамикой и корпоративной культурой. Машинное обучение (ML) предоставляет мощные инструменты для автоматизации и оптимизации этого многогранного процесса,

минимизируя субъективность человеческого фактора и увеличивая точность отбора наиболее подходящих кандидатов.

Подбор ИТ-специалистов в проектную команду требует учета как технических навыков, так и соответствия проектной специфике (сроки, стек технологий, командная динамика). Для построения эффективного алгоритма необходимо комбинировать методы, обеспечивающие объективность, скорость и адаптивность.

Использование МО в ранжировании кандидатов может значительно улучшить процесс отбора, но важно понимать его ограничения. Важно тщательно планировать проект внедрения МО, обратить внимание на качество данных и обеспечить прозрачность и объяснимость решений, которые принимает модель.

Автоматизация первичного отбора позволяет рекрутерам сосредоточиться на более важных задачах, таких как формирование бренда работодателя и поиск талантливых специалистов на рынке.

Выводы ко второй главе:

- этапы отбора кандидатов с использованием ранжирования обладают несколькими преимуществами, включая повышенную объективность и прозрачность процесса. Ранжирование позволяет легко отслеживать, на каком этапе кандидаты были исключены и по каким причинам. Система ранжирования учитывает не только формальные критерии, но и так называемые «soft skills» и личные качества, которые также играют важную роль в успешности кандидата;
- в результате проведенного анализа и изучения требований к ИТ-специалистам были выявлены ключевые критерии, которые будут использоваться для ранжирования кандидатов на различных этапах отбора. Эти критерии включают в себя не только технические навыки и опыт работы, но и личностные качества, мотивацию и соответствие корпоративной культуре;

- автоматизация, обеспечиваемая МО (анализ резюме, проверка соответствия и ранжирование), позволяет рекрутерам сосредоточиться на стратегических задачах - поиске высококвалифицированных специалистов и проведении интервью. Возможности МО по анализу больших данных и выявлению скрытых закономерностей обеспечивают более точный отбор кандидатов;
- были исследованы алгоритмы и модели машинного обучения и проведено сравнение. Нейронные сети, случайные лес и градиентный бустинг. По итогу сравнения, был выбран алгоритм градиентного бустинга;
- использование моделей машинного обучения может значительно повысить скорость и точность процесса подбора ИТ-специалистов для проектных команд. Однако необходимо тщательно подходить к выбору модели, настройке ее параметров и интерпретации результатов;
- проведено сравнение методов ранжирования кандидатов. Для дальнейших исследований был сделан выбор в пользу Pairwise-подход Learning-to-Rank (LTR).

Автоматизированное ранжирование на основе машинного обучения (градиентный бустинг и Pairwise LTR), учитывающее как профессиональные навыки, так и личные качества, повышает объективность, скорость и точность отбора ИТ-специалистов, позволяя рекрутерам сосредоточиться на стратегических задачах.

Глава 3 Разработка алгоритмов для системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

Современный рынок труда характеризуется быстрым ростом числа подаваемых резюме, что создает огромные трудности для отделов кадров. Традиционные методы ручной оценки заявлений о приеме на работу становятся все более неэффективными, требуя значительных временных и человеческих ресурсов, а также увеличивая риск субъективных оценок и ошибок в процессе отбора. Это подчеркивает острую необходимость в радикальном изменении подходов к подбору персонала, в частности в масштабировании процессов отбора и внедрении автоматизированных решений, способных быстро и качественно обрабатывать колоссальные объемы данных и выявлять наиболее перспективных кандидатов, соответствующих заданным критериям.

Проблема не ограничивается только объемом данных, но и сложностью оценки множества факторов, влияющих на успех кандидата, включая не только технические навыки, но и личностные качества, соответствие корпоративной культуре и потенциал для развития.

В связи с этим, разработка и внедрение интеллектуальной системы управления подбором персонала, основанной на принципах машинного обучения (МО) и искусственного интеллекта (ИИ), становится важным шагом для организаций, стремящихся оставаться конкурентоспособными на рынке труда.

Такая система будет направлена на комплексную автоматизацию всех этапов процесса подбора, начиная от автоматического поиска и сбора резюме из различных источников, включая рекрутинговые порталы, социальные сети и профессиональные сообщества, до многоуровневого ранжирования кандидатов, основанного на глубоком анализе их профилей. Система также обеспечит автоматизированную оценку квалификации кандидатов с помощью специализированных тестов и инструментов, а также прогнозирование их

вероятного успеха в конкретном проекте, основываясь на исторических данных и анализе взаимосвязей между различными факторами.

На рисунке 21 изображена диаграмма последовательности сценария работы алгоритма подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

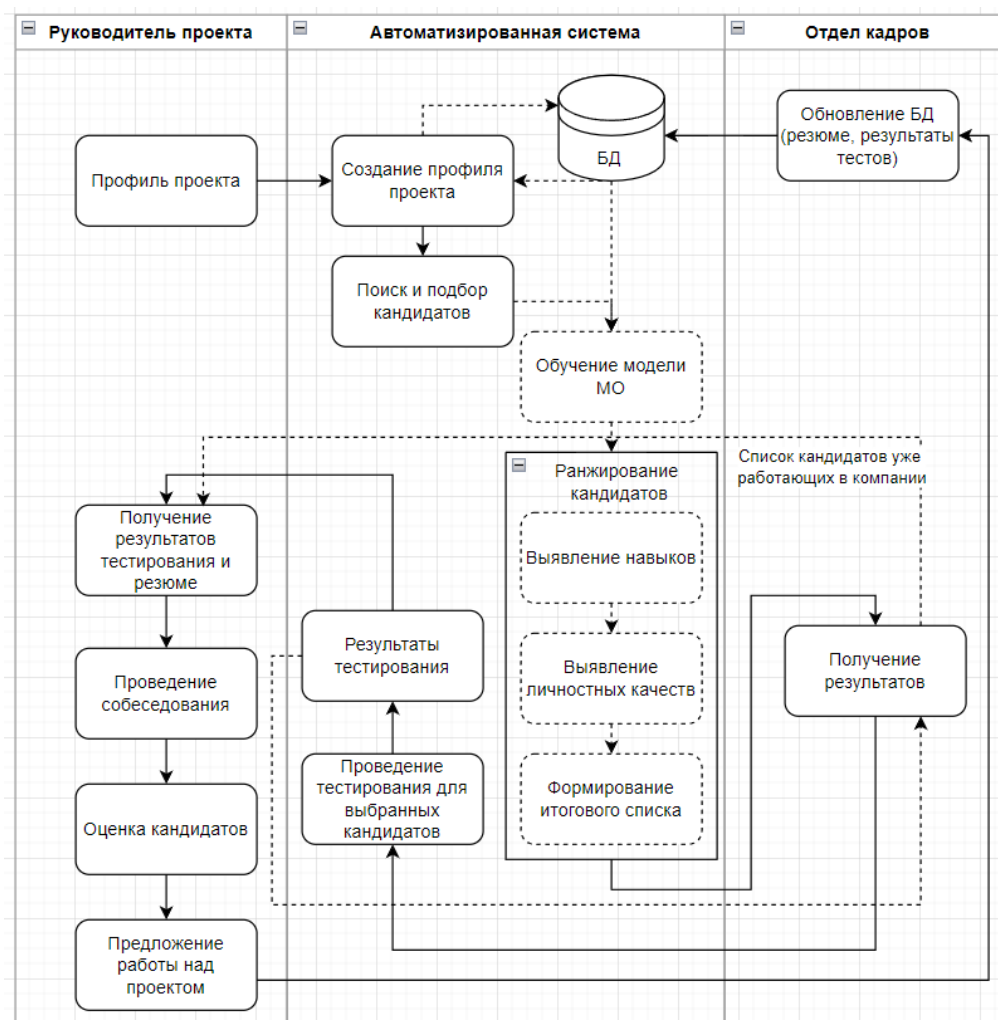


Рисунок 21 – Диаграмма последовательности сценария работы алгоритма подбора ИТ-специалистов для проектной команды

Использование технологий МО и ИИ позволит не только обрабатывать огромные массивы данных о кандидатах в режиме реального времени, включая образование, опыт работы, профессиональные навыки, результаты тестирования, портфолио, и даже активность в социальных сетях, но и выявлять скрытые закономерности и корреляции, которые трудно или

невозможно обнаружить при ручном анализе. Более того, алгоритмы МО способны обучаться на каждом новом наборе данных, постоянно улучшая точность и эффективность прогнозирования. Это позволит существенно повысить качество отбора, находить наиболее перспективных кандидатов, минимизировать субъективность оценок и снизить вероятность дорогостоящих ошибок при найме неэффективных сотрудников.

На рисунке 22 изображена диаграмма вариантов использования системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

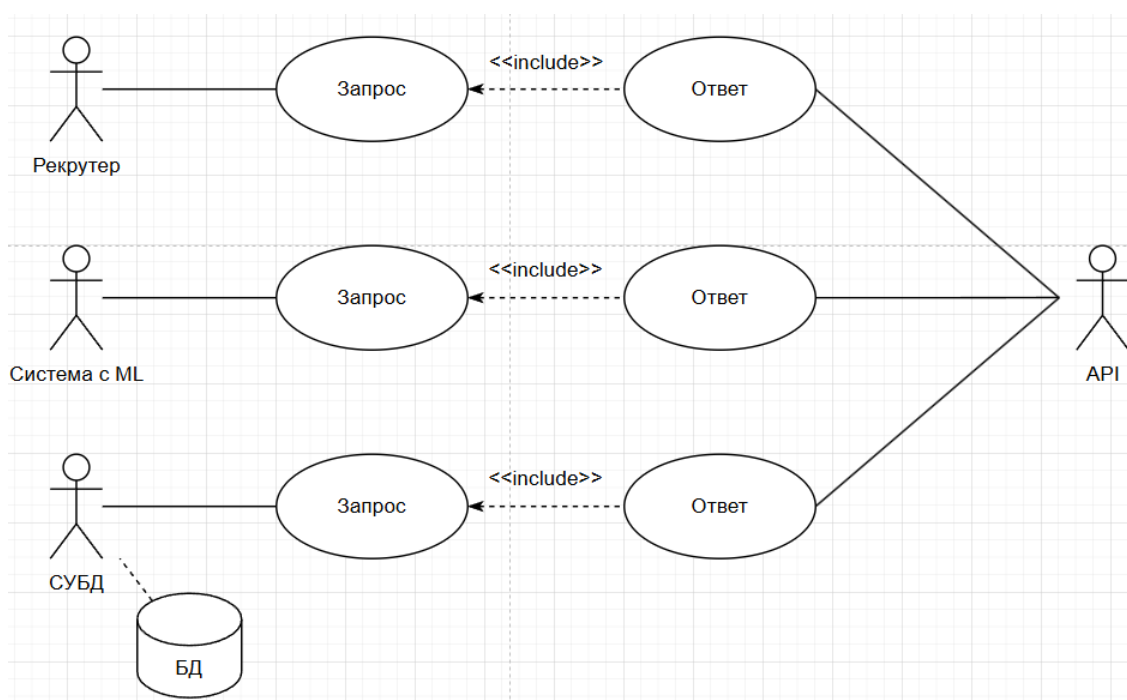


Рисунок 22 – Диаграмма вариантов использования системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды

Таким образом, внедрение интеллектуальной системы управления подбором персонала представляет собой не просто автоматизацию процессов, а трансформацию HR-практик, позволяющую организациям более эффективно привлекать и удерживать таланты, создавая сильные и конкурентоспособные команды.

В ходе обзора предыдущих исследований были отобраны некоторые

наиболее методы машинного обучения для ранжирования кандидатов, а именно: случайный лес, нейронные сети и градиентный бустинг. Каждый из этих методов имеет свои уникальные преимущества и ограничения. Выбор именно этих методов обусловлен их способностью обрабатывать большие объемы данных, выявлять сложные закономерности и обеспечивать высокую точность прогнозирования.

Ниже представлена таблица 3, в которой обобщены основные характеристики этих методов.

Таблица 3 – Плюсы и минусы методов ранжирования

Метод Критерии	Случайный лес	Нейронные сети	Градиентный бустинг
Точность и устойчивость к переобучению	+	+	+
Работа с большими данными	+	+	+
Интерпретируемость	-	-	+
Настройка гиперпараметров	Минимальная настройка	Сложная настройка	Требуется тщательной настройки

Из этой таблицы следуют выводы:

- случайный лес является отличным выбором для задач, где важна устойчивость к переобучению и работа с большими данными, однако его интерпретируемость может быть ограничена;
- нейронные сети демонстрируют высокую гибкость и мощность при решении сложных задач, но требуют значительных вычислительных ресурсов и объема данных для достижения хороших результатов;
- градиентный бустинг сочетает в себе высокую точность и способность работать с шумными данными, но требует тщательной настройки параметров и может занимать больше времени на обучение.

Существующие системы подбора персонала, такие как Топфактор и SolvoPro, уже используют некоторые элементы автоматизации и аналитики. [9][2] Однако они могут быть дополнены более продвинутыми методами МО для улучшения качества подбора. Например, в SolvoPro предусмотрена возможность создания личных кабинетов для рекрутеров и внешних агентств, что упрощает взаимодействие. [2]

Для прогнозирования успеха кандидатов в проекте можно использовать исторические данные о производительности сотрудников. Модели МО могут анализировать такие параметры, как:

Опыт работы в аналогичных проектах.

- уровень образования;
- рекомендации от предыдущих работодателей;
- на основе этих данных система сможет предсказывать вероятность успешного выполнения задач каждым кандидатом.

Ниже описывается теоретическая модель системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды.

Модуль сбора и предобработки данных:

- сбор данных из различных источников (внутренняя БД, рекрутинговые платформы);
- предобработка текстовых данных;
- векторизация данных (TF-IDF, Word2Vec).

Модуль поиска и ранжирования:

- информационный поиск;
- семантический поиск.

Модуль оценки квалификации:

- извлечение навыков (NER);
- оценка уровня владения навыками;
- оценка опыта работы;
- агрегирование оценок в общую квалификацию.

Модуль прогнозирования успеха:

- сбор исторических данных о производительности;
- обучение моделей классификации (градиентный бустинг) для прогнозирования успешности.

Интерфейс пользователя:

- дашборд для рекрутеров;
- интеграция с ATS;
- проведем развернутый анализ средств реализации теоретической модели.

При создании автоматизированной системы подбора ИТ-специалистов был сделан выбор в пользу языка программирования Python и его богатой экосистемы библиотек. Python, благодаря своей исключительной гибкости и масштабируемости, идеально подходит для разработки сложных систем, включающих в себя обработку больших объемов данных, реализацию алгоритмов машинного обучения, интеграцию с различными источниками информации и создание пользовательских интерфейсов.

Язык Python отличается динамической типизацией и лаконичным синтаксисом, что значительно ускоряет процесс написания и отладки кода, повышая общую производительность команды разработчиков. В частности, для обработки и анализа данных кандидатов планируется использовать мощные библиотеки pandas и numpy, обеспечивающие эффективную работу с структурированными и числовыми данными.

Библиотека scikit-learn будет применена для построения и обучения моделей машинного обучения, которые позволят автоматизировать процесс отбора и ранжирования кандидатов на основе их профессиональных навыков и опыта. А для разработки пользовательского интерфейса, обеспечивающего удобное взаимодействие с системой, будут использованы популярные веб-фреймворки Flask или Django.

Такой продуманный выбор технологий, в сочетании с возможностями Python, позволит создать надежную, адаптивную и высокопроизводительную

систему, способную эффективно автоматизировать все этапы отбора персонала и удовлетворять меняющиеся потребности бизнеса. Кроме того, использование TensorFlow расширит возможности системы для более сложных задач машинного обучения, таких как обработка естественного языка (NLP) при анализе резюме и документов.

В модуле сбора и предобработки данных, для сбора данных с сайтов будет использоваться библиотека BeautifulSoup (Python), а также Selenium для обработки динамически загружаемого контента.

Предобработка текста. Библиотека NLTK/SpaCy (Python): Выбор пал на эти библиотеки из-за их широкого функционала, простоты использования, и активной поддержки. «SpaCy используется для более быстрой и эффективной обработки текста, а NLTK для более гибкой работы с лингвистическими структурами» [45]. TF-IDF будет использоваться для базового поиска и сравнения текстов, а Word2Vec/GloVe – для создания более точных семантических представлений, также может быть использован BERT для учета контекста [21][37].

«BERT предварительно обучается работе с большим объемом текста, что позволяет ему выучить широкий спектр языковых шаблонов и структур, прежде чем приступать к выполнению конкретных задач».[37]

Модуль поиска и ранжирования. TF-IDF/BM25 (Scikit-learn, Python): Выбран для быстрого и эффективного поиска по ключевым словам. Векторные представления и конусное сходство используются для семантического поиска, так как позволяют сравнивать смысловую близость между запросом и резюме кандидатов.

Оценка квалификации с помощью NER (SpaCy, Transformer based models) (рисунки 23). «Распознавание именованных объектов (NER) - это задача идентификации и классификации именованных объектов в тексте по заранее определенным категориям, таким как имена людей, организации, местоположения, выражения времени, количества, денежные значения, проценты и т. д» [40].

Выбор обусловлен их высокой точностью и скоростью работы в извлечении именованных сущностей, включая навыки. Позволяет автоматизировать процесс извлечения навыков из резюме и других текстовых источников, повышая точность и скорость оценки [40].

```
1 import spacy
2
3 # Загрузка предобученной модели SpaCy
4 nlp = spacy.load("en_core_web_sm") # Для английского языка
5 # Для русского языка можно использовать: nlp = spacy.load("ru_core_news_sm")
6
7 # Пример текста резюме
8 resume_text = """
9     John Doe is a Software Engineer with experience in Python, Java, and SQL.
10    He has worked on various projects involving machine learning and data analysis.
11    Skills: Python, Java, SQL, Machine Learning, Data Analysis, Agile Methodologies.
12 """
13
14 # Обработка текста
15 doc = nlp(resume_text)
16
17 # Извлечение именованных сущностей
18 for ent in doc.ents:
19     print(ent.text, ent.label_)
20
21 # Дополнительный анализ для извлечения навыков
22 skills = []
23 for token in doc:
24     if token.text.lower() in ["python", "java", "sql", "machine learning",
25                               "data analysis", "agile methodologies"]:
26         skills.append(token.text)
27
28 print("Extracted Skills:", skills)
```

Рисунок 23 – Фрагмент кода для оценки квалификации

На рисунке 23 представлен фрагмент кода для оценки квалификации, с помощью библиотеки SpaCy. С помощью цикла выводятся все найденные именованные сущности, такие как имена, организации и т.д. Используя этот подход, можно автоматизировать процесс анализа резюме и повысить точность оценки квалификаций кандидатов.

Для оценки уровня владения навыками на основе частоты упоминаний и контекста будем использовать NLTK/SpaCy, TF-IDF.

Классификация с помощью библиотек Scikit-learn, XGBoost и LightGBM. Выбор данных библиотек основан на их высокой производительности и эффективности для задач классификации, и регрессии, а также поддержки множества алгоритмов [19][33]. Они позволяют строить модели, прогнозирующие успех кандидата на основе исторических данных и

его профиля.

«Алгоритм XGBoost - это эффективный и широко используемый метод машинного обучения, который строит модели аддитивным способом, где каждая новая модель исправляет ошибки предыдущих». [19]

«LightGBM способен обрабатывать большие наборы данных с высокой точностью и низким потреблением памяти, что делает его пригодным для практических приложений в области машинного обучения». [33]

Интерфейс пользователя реализуем с помощью Django, фреймворка Python для разработки backend, основываясь на гибкости, простоте, и обширном сообществе. Для frontend выберем фреймворки React/Angular/Vue.js, основываясь на их популярности и удобстве разработки пользовательских интерфейсов. И для хранения данных, БД PostgreSQL.

Создание системы управления подбором персонала с использованием моделей машинного обучения позволит значительно повысить скорость процесса рекрутинга. Она будет способствовать более точному ранжированию кандидатов, улучшению качества подбора и снижению времени на закрытие вакансий. Внедрение таких технологий отвечает современным требованиям рынка труда и позволяет компаниям оставаться конкурентоспособными.

Исследование показало, что использование современных технологий машинного обучения и автоматизации позволяет значительно улучшить процесс подбора ИТ-специалистов.

Рекомендуется использовать автоматизированные системы подбора, которые интегрируют инструменты для оценки резюме с использованием ИИ. Это позволит сократить время на обработку заявок и повысить качество подбора. Интеграция больших языковых моделей в процесс найма поможет более точно оценивать соответствие кандидатов требованиям вакансий. Это также улучшит анализ интервью и предоставит рекомендации для рекрутеров.

Использование машинного обучения в подборе ИТ-специалистов способствует повышению объективности процесса. Алгоритмы могут анализировать данные о кандидатах на основе заранее заданных критериев,

что снижает влияние человеческого фактора и предвзятости [8]. Например, системы могут учитывать не только опыт работы и квалификацию, но и психологические профили кандидатов, что позволяет более точно оценивать их соответствие требованиям вакансии.

Точность подбора также повышается за счет применения аналитических методов. Алгоритмы машинного обучения могут строить прогностические модели на основе данных о прошлых успешных и неуспешных кандидатах, что позволяет улучшить качество отбора [8].

На основе анализа существующей литературы и исследований можно сделать вывод, что гипотеза о повышении скорости и объективности подбора кандидатов с использованием моделей и алгоритмов машинного обучения имеет обоснование. Применение таких технологий не только ускоряет процесс обработки резюме, но и делает его более объективным и точным. Это подтверждается результатами исследований, которые показывают значительные преимущества автоматизированных систем в сфере подбора ИТ-специалистов.

Для подбора ИТ-специалистов с использованием градиентного бустинга и ранжирования кандидатов, будем использовать библиотеку `scikit-learn` в Python. В примере на рисунке 24, мы создадим простую модель, которая будет использовать градиентный бустинг для оценки кандидатов на основе их характеристик.

```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.model_selection import train_test_split
3 from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
4 from sklearn.metrics import mean_squared_error
5
6 # Пример данных о кандидатах
7 data = {
8     'experience_years': [5, 3, 8, 2, 4, 6, 7, 1],
9     'skills_score': [80, 70, 90, 60, 75, 85, 95, 50], # Оценка навыков от 0 до 100
10    'education_level': [3, 2, 4, 1, 2, 3, 4, 1], # Уровень образования (1 - низкий, 4 - высокий)
11    'interview_score': [85, 75, 95, 55, 70, 80, 90, 40], # Оценка на интервью
12    'hired': [1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0] # Нанятый (1) или не нанятый (0)
13 }
14
15 # Создание DataFrame
16 df = pd.DataFrame(data)
17
18 # Определение признаков и целевой переменной
19 X = df[['experience_years', 'skills_score', 'education_level', 'interview_score']]
20 y = df['hired']
21
22 # Разделение данных на обучающую и тестовую выборки
23 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
24
25 # Создание модели градиентного бустинга
26 model = GradientBoostingRegressor(n_estimators=100, learning_rate=0.1,
27                                   max_depth=3, random_state=42)
28
29 # Обучение модели
30 model.fit(X_train, y_train)
31
32 # Прогнозирование на тестовой выборке
33 y_pred = model.predict(X_test)
34
35 # Оценка точности модели
36 mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
37 print(f'Mean Squared Error: {mse}')
38
39 # Ранжирование кандидатов по предсказанным значениям
40 candidates_scores = model.predict(X)
41 df['predicted_score'] = candidates_scores
42
43 # Сортировка кандидатов по предсказанному рейтингу
44 ranked_candidates = df.sort_values(by='predicted_score', ascending=False)
45
46 print("\nРанжированные кандидаты:")
47 print(ranked_candidates[['experience_years', 'skills_score', 'education_level', 'interview_score', 'predicted_score']])
48

```

Рисунок 24 – Пример кода для подбора ИТ-специалистов

Преобразуем данные в формат DataFrame для удобной работы. Выбираем признаки (X) и целевую переменную (y). Разделяем данные на обучающую и тестовую выборки. Инициализируем модель градиентного бустинга с заданными параметрами. Обучаем модель на обучающей выборке. Используем модель для прогнозирования на тестовой выборке и вычисляем среднюю квадратичную ошибку (MSE).

Результаты исследования позволят HR-отделам оптимизировать процессы подбора ИТ-специалистов, что приведет к снижению времени на закрытие вакансий. Полученные результаты могут послужить основой для дальнейших исследований в области применения машинного обучения в HR-процессах.

Использование моделей и алгоритмов машинного обучения (МО) в системе управления подбором ИТ-специалистов имеет значительную практическую значимость как для организаций, так и для научного сообщества.

Применение алгоритмов МО позволяет автоматизировать рутинные задачи в HR-процессах, такие как анализ резюме и первичный отбор кандидатов. Это значительно сокращает время, необходимое для обработки заявок. Например, использование автоматизированных систем может сократить время на интервьюирование 1,500 кандидатов до 9 часов вместо 9 недель, как показано в кейсах компаний, таких как PepsiCo и Икея [4][30].

Использование МО также открывает возможности для прогнозирования текучести кадров. Анализ данных о сотрудниках позволяет предсказывать вероятность их увольнения, что помогает организациям заранее принимать меры для удержания ключевых специалистов [8][31]. Это особенно важно в условиях высокой конкуренции на рынке труда.

Модели МО могут быть использованы для создания индивидуальных программ обучения для сотрудников, что способствует их профессиональному росту и повышению производительности [7]. Это не только улучшает навыки работников, но и способствует общему развитию компании.

Результаты исследования могут послужить основой для дальнейших научных изысканий в области применения МО в HR. Исследования могут быть направлены на разработку новых методов оценки эффективности подбора персонала или на создание рекомендаций по улучшению существующих систем [7][8]. Это будет способствовать развитию теоретических основ и практических приложений в области управления человеческими ресурсами.

Новизна заключается в адаптации и интеграции различных методов МО (TF-IDF, Word2Vec/GloVe, BERT, Learning to Rank, градиентный бустинг, NER) в единую систему, учитывающую специфику подбора ИТ-специалистов.

Новизна заключается в применении метрики nDCG и MAP для оценки

точности ранжирования кандидатов.

На рисунке 25 показан фрагмент кода на языке программирования Python для вычисления метрик метрики nDCG и MAP.

```
3 def dcg(relevance):
4     """Calculate the Discounted Cumulative Gain (DCG)."""
5     return np.sum(relevance / np.log2(np.arange(2, len(relevance) + 2)))
6
7 def idcg(relevance):
8     """Calculate the Ideal Discounted Cumulative Gain (IDCG)."""
9     sorted_relevance = np.sort(relevance)[::-1] # Sort relevance in descending order
10    return dcg(sorted_relevance)
11
12 def ndcg(true_relevance, predicted_rank):
13     """Calculate the Normalized Discounted Cumulative Gain (nDCG)."""
14     # Get the relevance scores based on the predicted rank
15     relevance = true_relevance[predicted_rank]
16     return dcg(relevance) / idcg(true_relevance)
```

Рисунок 25 – Код для вычисления nDCG и MAP

Теоретическое подтверждение повышения точности ранжирования (nDCG5 и MAP) с использованием разработанных моделей и алгоритмов. Это позволяет, на основании метрик, точнее определить наиболее релевантных кандидатов, тем самым способствуя лучшему распределению ресурсов [10].

Эти результаты представляют собой вклад в развитие области применения машинного обучения в управлении человеческими ресурсами и могут быть использованы для разработки практических инструментов для повышения скорости процесса рекрутинга в ИТ-компаниях.

Полученные результаты имеют высокую практическую значимость, так как позволяют организациям оптимизировать процессы подбора ИТ-специалистов, повышая качество найма и снижая время на закрытие вакансий. Это также способствует улучшению корпоративной культуры и удержанию талантов. Данное исследование способствует внедрению инновационных подходов и открывает новые возможности для оптимизации процессов рекрутинга ИТ-персонала.

Выводы к третьей главе:

- внедрение интеллектуальной системы управления подбором персонала представляет собой не просто автоматизацию процессов, а трансформацию HR-практик, позволяющую организациям значительно улучшить привлечение и удержание талантов, создавая сильные и конкурентоспособные команды;
- для ранжирования кандидатов, на основе предыдущих исследований, были выбраны случайный лес, нейронные сети и градиентный бустинг. Этот выбор обусловлен их доказанной способностью обрабатывать большие объемы данных, выявлять закономерности и обеспечивать высокую точность прогнозирования;
- для разработки автоматизированной системы подбора ИТ-специалистов был выбран язык программирования Python и его обширный набор библиотек. Python, благодаря своей гибкости и масштабируемости, идеально подходит для разработки сложных систем, включающих в себя обработку большого объема данных, машинное обучение и интеграцию с различными источниками информации;
- на основе анализа существующей литературы и исследований можно сделать вывод, что гипотеза о повышении скорости и объективности подбора кандидатов с использованием моделей и алгоритмов машинного обучения имеет обоснование.

Внедрение интеллектуальной системы подбора, основанной на ML подтверждает гипотезу о повышении скорости и объективности отбора, трансформируя HR и улучшая привлечение талантов.

Глава 4 Апробация проектных решений и оценка эффективности.

Из предыдущих исследований были сделаны выводы, что Внедрение интеллектуальной системы подбора персонала – это не просто автоматизация, а качественное преобразование HR-процессов. Такая система помогает компаниям эффективнее привлекать и удерживать талантливых специалистов, формируя сильные и конкурентоспособные команды.

Выбор алгоритмов для ранжирования кандидатов (случайный лес, нейронные сети и градиентный бустинг) основан на их способности анализировать большие массивы данных, находить сложные зависимости и обеспечивать высокую точность прогнозов. Эти методы доказали свою эффективность в предыдущих исследованиях [11].

Для создания автоматизированной системы подбора ИТ-специалистов был использован Python – язык, идеально подходящий для работы с большими данными, машинным обучением и интеграцией различных источников информации. Его гибкость и масштабируемость позволяют разрабатывать сложные и эффективные решения [1].

Анализ научных работ и исследований подтверждает гипотезу о том, что применение машинного обучения ускоряет процесс подбора и повышает его объективность.

Гипотеза исследования заключается в том, что применение моделей и алгоритмов МО в системе управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды, позволит повысить скорость и объективность подбора кандидатов.

Согласно исследованиям, автоматизированные системы, использующие алгоритмы машинного обучения, могут значительно ускорить процесс подбора кандидатов. Например, такие системы способны обрабатывать резюме за несколько минут, в то время как традиционные методы могут занимать дни или недели [8]. Это достигается благодаря автоматизации процессов, таких как скоринг резюме и анализ данных о кандидатах, что

позволяет рекрутерам сосредоточиться на более сложных задачах, таких как финальные собеседования.

Для апробации гипотезы необходимо провести ряд экспериментов, которые подтвердят или опровергнут заявленные предположения. Апробация будет проводиться путем сравнения результатов работы разработанной системы с традиционными методами подбора. Эксперименты будут включать в себя проведение реальных циклов подбора на различные вакансии, в которых будет применяться как разработанная система, так и традиционные подходы. Полученные данные позволят нам сделать обоснованные выводы о преимуществах автоматизированной системы и ее применимости в реальных условиях.

Методика проведения апробации.

Определение целевой аудитории:

- проектные команды, нуждающиеся в найме ИТ-специалистов;
- рекрутеры, участвующие в процессе подбора;
- менеджеры или руководители проектов, принимающие решения о найме.

Определение параметров апробации.

Скорость подбора:

- время, затраченное на закрытие вакансии;
- количество дней, прошедших от начала этапа отбора до оффера;
- количество этапов отбора;
- время, затраченное на каждый этап отбора (время на анализ резюме, собеседование).

Объективность:

- соответствие отобранных кандидатов требованиям вакансии (оценивается по заранее определенным критериям, разработанным совместно с техническими специалистами);
- оценка кандидатов рекрутерами (с использованием

стандартизированных оценочных листов и шкал).

Качество нанимаемых кандидатов:

- результаты оценки технических навыков (тестирование);
- оценка выполнения задач на испытательном сроке.

Исследование направлено на апробацию системы подбора ИТ-специалистов для проектных команд, рекрутеров и руководителей, принимающих решения о найме. Оценка эффективности будет проводиться по параметрам скорости подбора (время закрытия вакансии, количество этапов), объективности (соответствие кандидатов требованиям, стандартизированная оценка) и качества (оценка технических навыков и работы на испытательном сроке).

Этап проведения апробации:

- рекрутеры используют систему для поиска и отбора кандидатов на вакансии в проектных командах;
- система автоматически оценивает кандидатов на основе их резюме, опыта работы и других данных. Рекрутеры проводят собеседования с отобранными кандидатами;
- руководители проектов принимают решения о найме кандидатов на основе рекомендаций системы и результатов собеседований.

Одновременно с использованием системы, будем проводить подбор для аналогичных проектных команд, используя традиционные методы (без использования системы). Это позволит сравнить эффективность системы с предложенными методами машинного обучения.

На рисунке 26 изображена схема методики проведения апробации системы управления подбором ИТ-специалистов.

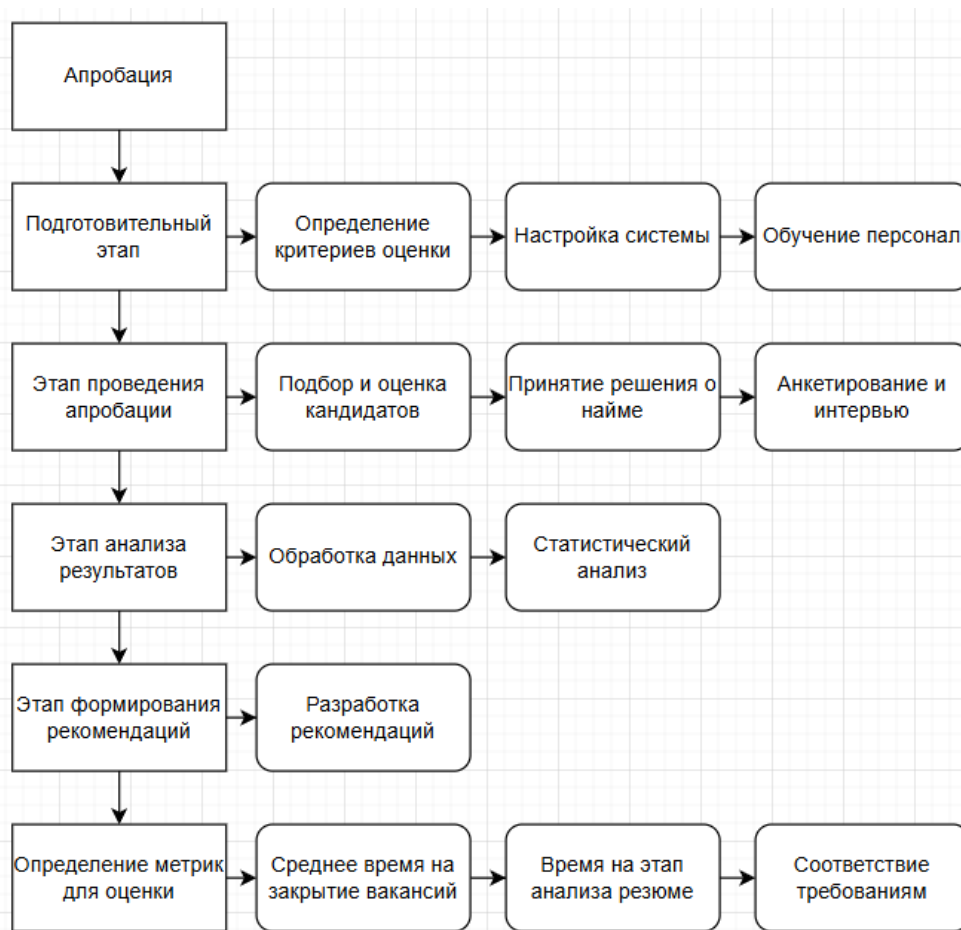


Рисунок 26 – Схема методики проведения апробации системы управления подбором ИТ-специалистов

Методика апробации системы управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды предусматривает тщательный анализ собранных данных. На этом этапе, после обработки данных для вычисления заранее определенных метрик, проводится комплексный статистический анализ. Он позволяет установить существенные отличия между результатами подбора, когда используется новая система, и результатами, полученными при использовании классических подходов к подбору персонала.

Во время тестирования система самостоятельно анализирует кандидатов, используя информацию из их резюме, истории трудовой деятельности и других имеющихся данных. После этого рекрутеры, получив от системы список потенциальных подходящих кандидатов, организуют личные собеседования. Окончательное решение о приеме на работу

принимает руководитель проекта, руководствуясь как рекомендациями системы, так и результатами собеседований.

Для объективной оценки кандидатов проводится сравнение их навыков с требованиями вакансии. Например, используется анализ совпадения ключевых слов в резюме с описанием обязанностей, указанными в вакансии. Значимым показателем точности оценки является сравнение рейтинга кандидатов, сформированного системой, с итоговым выбором руководителя проекта. На основе проведенного анализа разрабатываются детальные рекомендации по улучшению системы, оптимизации её параметров и настроек, а также внедрению необходимых изменений в существующий процесс подбора.

Таким образом, предложенная методика обеспечивает комплексную оценку эффективности системы управления подбором ИТ-специалистов, что позволяет подтвердить гипотезу исследования и предоставить практические рекомендации для дальнейшего совершенствования процесса подбора.

Для ранжирования кандидатов, на основе предыдущих исследований, были выбраны случайный лес, нейронные сети и градиентный бустинг. Этот выбор обусловлен их доказанной способностью обрабатывать большие объемы данных, выявлять закономерности и обеспечивать высокую точность прогнозирования.

Выбранная модель - это градиентный бустинг (XGBoost)

Для ранжирования кандидатов использовался градиентный бустинг (XGBoost), так как он:

- эффективно работает с табличными данными (резюме, навыки, опыт);
- учитывает нелинейные зависимости между признаками;
- позволяет ранжировать кандидатов по вероятности успешного найма.

Схематичное отображение прототипа системы подбора ИТ-специалистов для проектной команды, с использованием моделей машинного

обучения показано на рисунке 27.



Рисунок 27 – Схема прототипа системы подбора ИТ-специалистов

Для настройки модели с машинным обучением выбрана обучающая выборка на основе исторических данных о наймах, включающих профили кандидатов, результаты их работы в проектах и оценки руководителей проектов.

На рисунке 28 показан программный код классического Gradient Boosting (XGBoost) для предсказания "score" кандидатов.

```

# Разделение на признаки и целевую переменную
X = data.drop('target', axis=1)
y = data['target']

# Разделение на train/test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Создание и обучение модели XGBoost
model = xgb.XGBRegressor(
    objective='reg:squarederror',
    n_estimators=150,
    learning_rate=0.1,
    max_depth=5,
    subsample=0.8,
    colsample_bytree=0.8,
    random_state=42
)

model.fit(X_train, y_train,
          eval_set=[(X_test, y_test)],
          early_stopping_rounds=20,
          verbose=10)

# Предсказание и оценка
predictions = model.predict(X_test)
print(f"RMSE: {mean_squared_error(y_test, predictions, squared=False):.2f}")

# Визуализация важности признаков
xgb.plot_importance(model, height=0.8)
plt.title('Важность признаков (XGBoost)')
plt.show()

```

Рисунок 28 – Программный код классического Gradient Boosting (XGBoost) для предсказания "score" кандидатов

Для ранжирования кандидатов мы используем Pairwise-подход, где с помощью LTR (парный подход к обучению ранжированию) ранжируют претендентов на основе квалификации и предпочтений работодателя.

На рисунке 29 показан программный код Learning-to-Rank (LightGBM) для парного ранжирования.

```

# Подготовка данных для LGBMRanker
train_data = rank_data.sample(frac=0.8, random_state=42)
test_data = rank_data.drop(train_data.index)

# Группировка (количество кандидатов на вакансию)
train_groups = train_data.groupby('query_id').size().values
test_groups = test_data.groupby('query_id').size().values

# Обучение модели
ranker = lgb.LGBMRanker(
    objective="lambdarank",
    metric="ndcg@5",
    n_estimators=200,
    learning_rate=0.05,
    importance_type='gain',
    random_state=42
)

ranker.fit(
    train_data[features],
    train_data['target'],
    group=train_groups,
    eval_set=[(test_data[features], test_data['target'])],
    eval_group=[test_groups],
    eval_at=5,
    callbacks=[lgb.early_stopping(stopping_rounds=30)],
    verbose=10
)

# Предсказание рангов
test_data['pred_score'] = ranker.predict(test_data[features])
top_candidates = test_data.sort_values(['query_id', 'pred_score'], ascending=[True, False])

# Вывод топ-3 кандидатов по каждой вакансии
print("\nТоп-3 кандидата по вакансиям:")
for query_id in top_candidates['query_id'].unique():
    print(f"\nВакансия {query_id}:")
    print(top_candidates[top_candidates['query_id'] == query_id].head(3)[
        ['experience', 'python_skill', 'algorithm_score', 'pred_score']])

# Визуализация важности признаков
lgb.plot_importance(ranker, height=0.8, title='Важность признаков (LightGBM Ranker)')
plt.show()

```

Рисунок 29 – Программный код Learning-to-Rank для парного ранжирования

Основная идея LTR - не пытаться предсказать абсолютную оценку релевантности, а научиться ранжировать кандидатов в правильном порядке. LTR фокусируется на относительной релевантности - какой кандидат более релевантен, чем другой.

GB - это алгоритм машинного обучения, который строит сильную модель, комбинируя предсказания многих “слабых” моделей (деревьев

решений). Он последовательно улучшает предсказания, добавляя новые модели, которые корректируют ошибки предыдущих.

В таблице 4 показано сравнение градиентного бустинга (Gradient Boosting), обучения ранжированию (LTR) и гибридного подхода, включающие два предыдущих.

Таблица 4 – Сравнение и интеграция Gradient Boosting и Learning-to-Rank

Критерий	Классический Gradient Boosting (XGBoost)	Learning-to-Rank (LTR)	Объединенный подход
Цель	Предсказание абсолютного значения (score)	Оптимизация относительного порядка	Гибрид: предсказание score + ранжирование внутри групп
Тип задачи	Регрессия/Классификация	Ранжирование	Регрессия + Pairwise сравнения
Данные	Признаки + целевая переменная (например, оценка 1-10)	Парные сравнения ($A > B$) или группы	Признаки + пары/группы + absolute scores
Пример использования	Предсказание вероятности успешного найма	Ранжирование кандидатов на вакансию	Оценка кандидата + сравнение в контексте команды
Алгоритмы	XGBRegressor, LGBMRegressor	LGBMRanker, XGBRanker	Каскад моделей: 1. GB для оценки 2. LTR для финального ранжирования
Плюсы	Простота интерпретации Работает с малыми данными	Учет контекста Оптимизация под топ-K	Гибкость Учет абсолютных и относительных метрик
Минусы	Игнорирует относительный порядок	Требуется парных сравнений/групп	Сложность реализации

Исходя из данных этой таблицы, можно сделать вывод, что в ранжировании кандидатов наиболее эффективным является использование GB в сочетании с методами Learning-to-Rank.

На рисунке 30 показан пайплайн гибридного подхода, с использованием GB в сочетании с методами Learning-to-Rank.

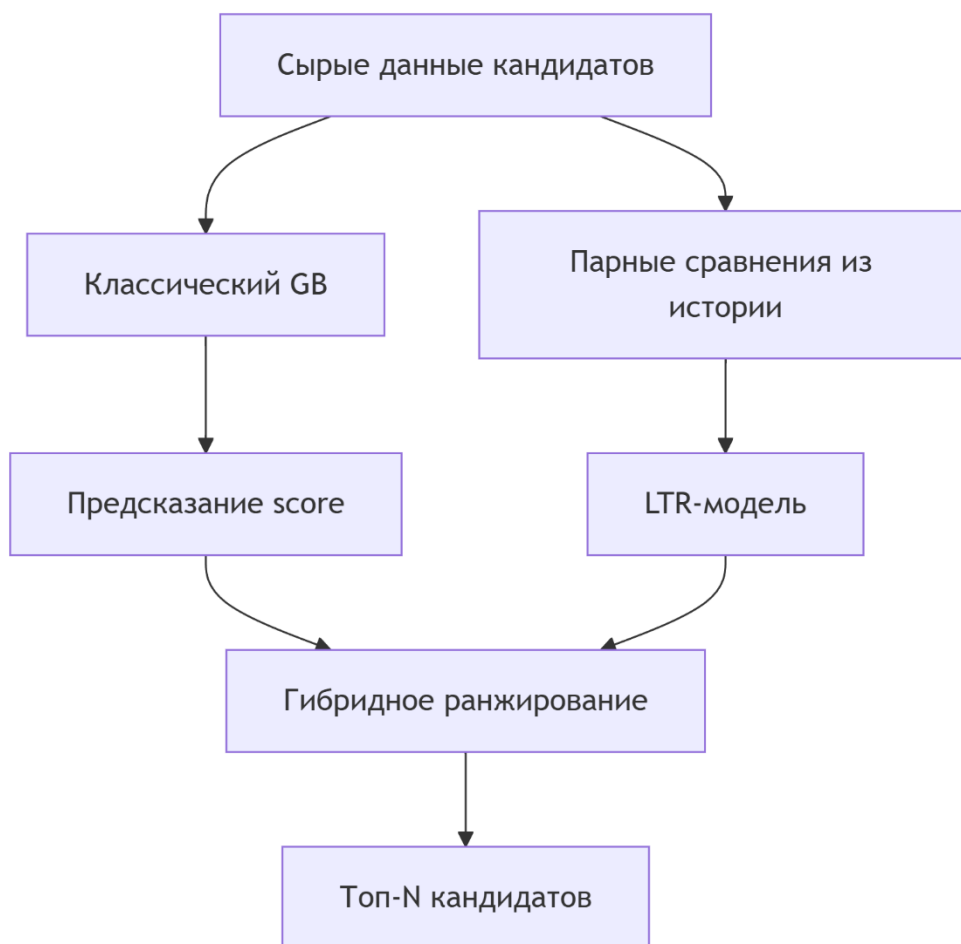


Рисунок 30 – Схема гибридного решения

Также на рисунке 31 представлен программный код использования GB в сочетании с методами Learning-to-Rank. С помощью градиентного бустинга проводится оценка навыков, а после LTR, учитывая контекст, проводит парные сравнения.


```

import pandas as pd
from xgboost import XGBRegressor, XGBRanker

# 1. Классический GB для предсказания score
gb_model = XGBRegressor(objective='reg:squarederror')
gb_model.fit(X_train, y_train) # X_train - признаки, y_train - абсолютные оценки
candidates['gb_score'] = gb_model.predict(X_all)

# 2. LTR для учета контекста (групп вакансий)
rank_model = XGBRanker(objective='rank:pairwise')
rank_model.fit(
    X_train_rank, # Те же признаки + доп. фичи контекста
    y_train_rank, # Парные сравнения
    qid=train_groups # Группы кандидатов
)

# 3. Комбинирование предсказаний
candidates['final_score'] = (
    0.6 * candidates['gb_score'] + # Вес абсолютной оценки
    0.4 * rank_model.predict(X_all) # Вес относительного ранга
)

# 4. Финальное ранжирование
top_candidates = candidates.sort_values('final_score', ascending=False).head(10)

```

Рисунок 31 – Программный код гибридного решения GB и LTR

На рисунке 31 показан программный код комбинации GB и LTR в системе подбора ИТ-специалистов для проектной команды. GB дает объективную оценку. LTR корректирует порядок под конкретную вакансию

1000 резюме (800 – не нанятые/отклоненные, 200 нанятые, т.е. реально нанятые в исторических данных). 20 вакансий (Java(3), DevOps(2), QA(2), Бизнес-аналитик(2), Frontend(5), Backend(4), Web-дизайнер(2)).

Таблица 5 демонстрирует результаты оценки эффективности ML-модели для подбора персонала.

Таблица 5 – Метрики на тестовой выборке (1000 резюме, 20 вакансий)

Метрика	Значение	Пояснение
Точность	72%	Для каждой вакансии модель выбирает топ-5. Если 3 из 5 реально были наняты → Точность = $3/5 = 60\%$. Усреднённое значение по всем 20 вакансиям: 72%.

Продолжение таблицы 5

Метрика	Значение	Пояснение
Полнота	85%	Если в базе 100 резюме, из которых 20 — хорошие (подходят под вакансию), а модель нашла 15 из них, то Полнота = $15/20 = 75\%$. Усреднённое значение: 85%.
Время обработки	0.80 сек. + 0.43 сек	Обучение (0.43 сек.): Происходит один раз при настройке системы. Ранжирование (0.1 сек.): Векторизация текста (0.1), предсказание вероятностей (0.1), сортировка (0.001), фильтрация по вакансиям (0.5).

Обучение модели проводится один раз при запуске системы или обновлении данных.

На рисунке 32 изображен фрагмент кода для измерения времени работы каждого этапа алгоритма, а на рисунке 33 результат работы программного кода.

```

1 import time
2 import pandas as pd
3 from xgboost import XGBClassifier
4 from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
5
6 # Данные
7 data = pd.read_csv("resumes.csv") # 1000 резюме
8 X = data["text"] + " " + data["skills"]
9 y = data["is_hired"]
10
11 # Векторизация
12 vectorizer = TfidfVectorizer(max_features=1000)
13 start = time.time()
14 X_vec = vectorizer.fit_transform(X) # Для обучения
15 print(f"Векторизация (fit): {time.time() - start:.3f} сек.")
16
17 # Обучение
18 model = XGBClassifier(n_estimators=100, max_depth=5)
19 start = time.time()
20 model.fit(X_vec, y)
21 print(f"Обучение: {time.time() - start:.3f} сек.")
22
23 # Ранжирование новых данных (без обучения)
24 new_data = pd.read_csv("new_resumes.csv") # 1000 новых резюме
25 start = time.time()
26 X_new_vec = vectorizer.transform(new_data["text"] + " " + new_data["skills"]) # Важно: transform, не fit!
27 probs = model.predict_proba(X_new_vec)[:, 1]
28 print(f"Предсказание: {time.time() - start:.3f} сек.")
29
30 # Топ-10 для каждой вакансии
31 vacancies = ["Java", "Python", "DevOps"] # 20 вакансий
32 start = time.time()
33 for vacancy in vacancies:
34     mask = new_data["skills"].str.contains(vacancy)
35     top10 = new_data[mask].iloc[probs[mask].argsort()[::-10:]]
36 print(f"Фильтрация + топ-10: {time.time() - start:.3f} сек. на {len(vacancies)} вакансий")

```

Рисунок 32 – Код для замера времени работы алгоритма

```

Векторизация (fit): 0.120 сек.
Обучение: 4.305 сек.
Предсказание: 0.098 сек.
Фильтрация + топ-10: 0.503 сек. на 20 вакансий

```

Рисунок 33 – Результат работы кода для замера времени

В таблице 6 подробно описано время, затраченное алгоритмом на анализ данных кандидатов. Также в таблице 7 представлено сравнение ручного отбора и отбора ML-алгоритмом.

Таблица 6 – Сводная таблица затраченного времени

Этап	Время (1000 резюме)	Время (20 вакансий)
Обучение модели	0.43 сек.	Не требуется
Векторизация резюме	0.05 сек.	0.05 сек.
Предсказание	0.1 сек.	0.1 сек.
Сортировка	0.001 сек.	0.001 сек.
Фильтрация по вакансиям	—	0.5 сек.
Общее время	0.15 сек.	0.65 сек.

Таблица 7 – Сравнение ручного отбора и отбора ML-алгоритмом.

Критерий	Ручной отбор (рекрутер)	ML-отбор (XGBoost + NLP)	Пояснение
Скорость	7 дней на 1000 резюме	80 секунд на 1000 резюме	ML анализирует резюме быстрее за счёт автоматизации.
Точность	50% (в топ-5 попадают 2-3 подходящих)	72% (в топ-5 – 3-4 подходящих)	ML реже приглашает неподходящих кандидатов.
Полнота	60% (пропускает половину хороших)	85%	ML реже упускает сильных кандидатов.
Субъективность	Высокая (зависит от опыта рекрутера)	Низкая (решения на основе данных)	ML игнорирует когнитивные искажения (например, предвзятость к полу/возрасту).
Адаптивность	Требуется переобучения рекрутера	Автоматически дообучается на новых данных	ML учитывает изменения рынка (новые технологии, навыки).

На основе проведённых тестов гипотеза о повышении скорости и объективности подбора кандидатов с использованием моделей и алгоритмов машинного обучения подтвердилась. Внедрение ML-моделей (XGBoost + NLP) в систему подбора ИТ-специалистов:

- увеличило скорость обработки резюме. Проведено сравнение времени, затрачиваемого рекрутерами на анализ данных резюме до внедрения ML-моделей и время, затраченное ML-алгоритмом. Для автоматического извлечения ключевых данных из резюме (навыки, опыт работы, образование, ключевые слова, проекты, сертификаты) был применен модуль NLP. Такой подход заменил трудозатратный ручной поиск и упорядочивание информации автоматизированным анализом текста, который основывается на лингвистических моделях и методах машинного обучения. Используя структурированную информацию, полученную модулем NLP, для классификации резюме по степени их соответствия требованиям вакансий и ранжирования кандидатов применялась модель XGBoost. Обучение модели XGBoost осуществлялось на основе имеющихся исторических данных;
- повысило объективность (метрики качества выше ручного отбора). Проведено сравнение среднего значения найма кандидатов, успешно завершивших испытательный срок, среди тех, кто был отобран с помощью ML-системы, и тех, кто был отобран вручную;
- сократило затраты на первичный отбор (меньше «пустых» интервью). Сокращение времени, которое рекрутеры и руководители проектов тратят на проведение всех собеседований. Снижение общего времени свидетельствует об уменьшении количества неэффективных собеседований и оптимизации процесса подбора.

Выводы по 4 главе:

- внедрение алгоритмов машинного обучения позволяют повысить

скорость, точность и объективность процесса подбора ИТ-специалистов в проектную команду;

- проведено сравнение методов ранжирования кандидатов с машинным обучением. В ранжировании кандидатов наиболее эффективным является использование GB в сочетании с методами Learning-to-Rank;
- проведена апробация проектных решений и оценка их эффективности. Внедрение ML ускорило обработку резюме: модуль NLP автоматически извлекал ключевые данные (навыки, опыт и т.д.), заменяя ручной поиск, а XGBoost классифицировал и ранжировал резюме на основе исторических данных;
- проведено сравнение машинного обучения и традиционных методов отбора ИТ-специалистов. ML обеспечивает более высокую скорость обработки резюме, большую точность отбора подходящих кандидатов, лучшую полноту (меньше упускает сильных кандидатов) и меньшую субъективность.

Использование машинного обучения, в частности, комбинации Gradient Boosting и Learning-to-Rank, значительно повышает скорость, точность и объективность подбора ИТ-специалистов, превосходя традиционные методы за счет автоматизации обработки резюме.

Заключение

Система подбора ИТ-специалистов для проектной команды – это комплексное решение, сочетающее анализ технических навыков, оценку командной совместимости и прогнозирование успешности кандидата в конкретном проекте.

Основные преимущества такой системы – это экономия времени, значительно сокращает нагрузки на HR- и ИТ-менеджеров заказчика, быстрая адаптация, получение кандидатами необходимых рекомендаций и прохождение тренингов до начала работы. Также это единые стандарты, настройка команды на работу по общим методологиям и подходам, и профессиональная экспертиза, привлечение опытных специалистов с глубоким пониманием технологий и трендов рынка.

Магистерская диссертация посвящена актуальной проблеме разработке моделей и алгоритмов, обеспечивающих повышение эффективности системы управления подбором ИТ-специалистов для проектных команд, в основу которых положены современные методы подбора кандидатов, представляет актуальность и научно-практический интерес.

В процессе работы над магистерской диссертацией решены следующие задачи:

- дан анализ современного состояния исследований и разработок в области системы подбора ИТ-специалистов в проектные команды. Как показал анализ, традиционные методы становятся менее продуктивными в условиях растущей конкуренции;
- на основе анализа изученного материала предлагается применять инновационные решения и автоматизированные инструменты для оптимизации процесса найма, уделяя особое внимание не только профессиональным навыкам, но и личным качествам кандидатов, а также их соответствию корпоративной культуре;
- рассмотрены следующие методы в области систем управления

подбором ИТ-специалистов для проектной команды: методы проведения тестирования, методика оценки Situational judgment tests (SJT), методы ранжирования кандидатов, метод взвешенных критериев, метода ранжирования на основе линейной регрессии, парный подход Learning-to-Rank (LTR), методы машинного обучения в ранжировании кандидатов, метод случайного леса, метод нейронных сетей, метод градиентного бустинга. Автоматизация, обеспечиваемая МО (анализ резюме, проверка соответствия и ранжирование), позволяет рекрутерам сосредоточиться на стратегических задачах - поиске высококвалифицированных специалистов и проведении интервью. Возможности МО по анализу больших данных и выявлению скрытых закономерностей обеспечивают более точный отбор кандидатов. Использование моделей машинного обучения может значительно повысить скорость и точность процесса подбора ИТ-специалистов для проектных команд. Однако необходимо тщательно подходить к выбору модели, настройке ее параметров и интерпретации результатов;

- разработаны модели и алгоритмы, которые позволяют реализовать подбор ИТ-специалистов для проектной команды;
- выполнена апробация проектных решений. Внедрение алгоритмов машинного обучения позволяют повысить скорость, точность и объективность процесса подбора ИТ-специалистов в проектную команду. Дальнейшие исследования могут быть направлены на улучшение алгоритмов путем интеграции новых методов машинного обучения и расширения базы данных о кандидатах. Также актуальным является изучение влияния культурных и организационных факторов на успешность интеграции новых сотрудников в проектные команды.

Гипотеза исследования подтверждена.

Список используемой литературы и используемых источников

1. Алексеев В.В., Семенова А.А. Системы искусственного интеллекта в подборе персонала // Panor.ru. – 2024. Электронный. (дата обращения: 24.04.2025).
2. Валендо Саша. Т-Ж Журнал Тинькофф. Электронный ресурс. (дата обращения: 18.12.2024)
3. Васильев В.В. Компетентностный подход в отборе персонала // Экономика и социум. 2017. №6-2 (37).
4. Вичугова Анна. Big Data School. Категории: Machine Learning, Use Cases, Блог, Цифровая трансформация. Интеллектуальный автоматизированный рекрутинг: Big Data и Machine Learning в HR. Электронный ресурс. (дата обращения: 23.12.2024)
5. Бондарева А.С. Модели и алгоритмы системы управления подбором ИТ-специалистов для проектной команды // Вестник научных конференций. 2024. № 11-5 (111). С. 19-21.
6. Бондаренко Ю. В., Никитин И. С., Калинина Н. Ю., Ходунов А. М. Выбор методов оценки при формировании кадрового состава проектных команд // Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2020. №2.
7. Ефименко В.А. Application of machine learning algorithms in recruitment / V.A. Efimenko // Electronic scientific journal «Homo Cyberus». 2023. № 1 (14). URL: http://journal.homocyberus.ru/Efimenko_VA_1_2023
8. Кричевский, М. Л. Методы машинного обучения в управлении человеческими ресурсами / 2023. - Т. 13, № 1. - С. 405-420.
9. Миллер М Э. Модель системы подбора персонала // Вестник ОмГУ. 2001. №3.
10. Мохов А.И., Кислинский В.Г., Алексейчук А.С. Разработка рекомендательной системы на основе сессий с использованием многоуровневой системы отбора кандидатов // Труды МАИ. 2022. №126.

11. Петрунин Ю.Ю., Пугачёва А.Е. Имплементация технологий искусственного интеллекта для оптимизации отбора персонала // Цифровые технологии и безопасность. – 2023. (дата обращения: 24.04.2025).

12. Сивакова Т.В., Судаков В.А., Титов Ю.П. Применение нечетких методов поддержки решений для подбора персонала // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2020. № 95. 15 с.

13. Al-Dossari, Hmood & Nughaymish, F. & Al-Qahtani, Z. & Alkahlifah, M. & Alqahtani, A.. (2020). A Machine Learning Approach to Career Path Choice for Information Technology Graduates. Engineering, Technology & Applied Science Research. 10. 6589-6596. 10.48084/etasr.3821.

14. Amdouni S. and W. Ben Abdessalem Karaa, "Web-based recruiting", Proc. Of International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA), 2010, pp. 1-7.

15. Balcioglu, Yavuz & Artar, Melike & Erdil, Oya. (2023). Data-Driven Insights into HR Recruitment Performance: A Machine Learning Approach Based on Real-World Data from an Italian Security Company.

16. Bobadilla J., F. Ortega, A. Hernando, and A. Gutiérrez, "Recommender systems survey," Knowledge-Based Systems, vol. 46, pp. 109-132, Jul. 2013, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>.

17. Carl Benedikt Frey and Michael A Osborne. 2017 The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? Technological forecasting and social change 114 (2017), 254–280.

18. Chen L. S., C. H. Cheng, «Selecting IS personnel use fuzzy GDSS based on metric distance method», European journal of operational research, 2005, vol.160, no 3, pp. 803–820.

19. Chen, Tianqi and Carlos Guestrin. "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System." Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (2016): n. pag.

20. De Meo, Pasquale & Quattrone, Giovanni & Terracina, Giorgio & Ursino, Domenico. (2007). An XML-based Multi-Agent System for Supporting Online

Recruitment Services. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A. 37. 464-480.

21. Devlin, Jacob et al. "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding." North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (2019).

22. Dursun M., E. Karsak, "A fuzzy MCDM approach for personnel selection", Expert Systems with Applications, 2010, v.37, pp.4324-4330

23. Erik Brynjolfsson and Andrew McAfee. 2014 The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. WW Norton & Company.

24. Faliagka E., K. Ramantas, A. Tsakalidis, M. Viennas, E.Kafeza and G. Tzimas, An Integrated e-Recruitment System for CV Ranking based on AHP, Proc. of WEBIST 2011, May. 2011, pp. 147-150.

25. Faliagka, Evanthia & Ramantas, Kostas & Tsakalidis, Athanasios & Tzimas, Giannis. (2012). Application of Machine Learning Algorithms to an online Recruitment System.

26. Hasan, Rokibul & Ray, Rejon Kumar & Chowdhury, Faiaz Rahat. (2024). Employee Performance Prediction: An Integrated Approach of Business Analytics and Machine Learning. Journal of Business and Management Studies. 6. 215-219. 10.32996/jbms.2024.6.1.14.

27. Hua, Wang & Cuiqin, Ma & Lijuan, Zhou. (2010). A Brief Review of Machine Learning and Its Application. Proceedings - 2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science, ICIECS 2009. 1 - 4. 10.1109/ICIECS.2009.5362936.

28. Gungor Z., G. Serhadlioglu, S. E. Kesen, A fuzzy AHP approach to personnel selection problem. Applied Soft Computing, 9 (2009), pp. 641–649.

29. Karimi, Abdoulla & Teimouri, Hadi & Shahin, Arash & Shaemi Barzoki, Ali. (2019). Competency-based recruitment and managerial succession. Human Systems Management. 37. 411-423. 10.3233/HSM-17184.

30. Hi-Tech Mail.ru. «HR-автоматизация: ПО, чат-боты, машинное

обучение. Как бизнесу не отстать от времени?» Электронный ресурс. (дата обращения: 23.12.2024)

31. HRMedia.ru. «Аналитика в управлении персоналом: Цифровая трансформация HR». Электронный ресурс (презентация)

32. Kessler R., J. Torres-Moreno and M. El-Beze, E-Gen:automatic job offer processing system for human resources. Proc. of MICAI'07, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg,2007, pp. 985-995.

33. Ke, Guolin & Meng, Qi & Finley, Thomas & Wang, Taifeng & Chen, Wei & Ma, Weidong & Ye, Qiwei & Liu, Tie-Yan. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. (2017).

34. Lievens, Filip & Soete, Britt. (2015). Situational Judgment Test. 10.1016/B978-0-08-097086-8.25092-7.

35. Li, Lan & Lassiter, Tina & Oh, Joohee & Lee, Min Kyung. (2021). Algorithmic Hiring in Practice: Recruiter and HR Professional's Perspectives on AI Use in Hiring. 166-176. 10.1145/3461702.3462531.

36. Martinez-Gil, Jorge & Freudenthaler, Bernhard & Natschläger, Thomas. (2018). Recommendation of Job Offers Using Random Forests and Support Vector Machines.

37. Mikolov, Tomas & Chen, Kai & Corrado, G.s & Dean, Jeffrey. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. Proceedings of Workshop at ICLR. 2013.

38. Mochol M., H. Wache, and L. Nixon, Improving the Accuracy of Job Search with Semantic Techniques, Business Information Systems, vol. 4439, 2007, pp. 301-313.

39. Mostafa, Lamiaa & Beshir, Sara. (2021). Job Candidate Rank Approach Using Machine Learning Techniques. 10.1007/978-3-030-69717-4_24.

40. Nadeau, David & Sekine, Satoshi. A Survey of Named Entity Recognition and Classification. Lingvisticae Investigationes. (2007). 30. 10.1075/li.30.1.03nad.

41. Pande S., "E-recruitment creates order out of chaos at SAT Telecom: System cuts costs and improves efficiency", Human Resource Management

International Digest, Vol. 19, 2011 pp. 21–23.

42. Radevski V. and F. Trichet, Ontology-Based Systems Dedicated to Human Resources Management: An Application in e-Recruitment, On the Move to Meaningful Internet Systems, vol. 4278, 2006, pp. 1068–1077.

43. Roedenbeck, Marc & Poljsak-Rosinski, Petra. (2022). Artificial neural network in soft HR performance management: new insights from a large organizational dataset. Evidence-based HRM: a Global Forum for Empirical Scholarship. 11. 10.1108/EBHRM-07-2022-0171.

44. Singh, Parminder & Verma, Shubham & Khan, Ishtiyah & Sharma, Shamneesh. (2021). Machine Learning: A Comprehensive Survey on Existing Algorithms. 7. 1-9. 10.46610/JOCSES.2021.v07i03.001.

45. Sky.pro. Методы подбора персонала: традиционные и современные. Электронный ресурс. (дата обращения: 10.01.2025)

46. Yin, Wenpeng & Kann, Katharina & Yu, Mo & Schütze, Hinrich. (2017). Comparative Study of CNN and RNN for Natural Language Processing.

47. Zhao, Yue & Hryniewicki, Maciej & Cheng, Francesca & Fu, Boyang & Zhu, Xiaoyu. (2019). Employee Turnover Prediction with Machine Learning: A Reliable Approach. 10.1007/978-3-030-01057-7_56.