

УДК 004.42:331.149**Рекомендательные алгоритмы как современный метод адаптации к изменившимся условиям рынка труда****Исаков Давид Маркович**

Магистрант,
Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы,
117198, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6;
e-mail: davo.pro.01@mail.ru

Корзинов Артем Андреевич

Магистрант,
Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы,
117198, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6;
e-mail: artemkozinov@mail.ru

Иванов Андрей Владимирович

Магистрант,
Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы,
117198, Российская Федерация, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6;
e-mail: ivanov_andvld@pfur.ru

Аннотация

В статье исследуются рекомендательные алгоритмы как инновационный инструмент адаптации к трансформациям современного рынка труда. Актуальность исследования обусловлена технологическими изменениями и возрастающей неопределенностью в сфере занятости, требующими новых подходов к подбору персонала. Методологическую основу составляет комплексный анализ рекомендательных систем в HR-технологиях, включающий методы машинного обучения, обработки больших данных и моделирования поведения пользователей. Проведено сравнение традиционных методов рекрутинга с алгоритмами на основе коллаборативной фильтрации, контентного анализа и гибридных моделей. Результаты исследования подтверждают, что применение рекомендательных алгоритмов значительно сокращает время подбора кадров (на 30-40%) и повышает точность соответствия кандидатов вакансиям (на 25-35%). Выявлена способность систем выявлять скрытые паттерны в данных, что оптимизирует стратегии найма. Обсуждаются перспективы интеграции алгоритмов в HR-процессы, а также этические и правовые аспекты их применения, включая вопросы конфиденциальности данных и алгоритмических предубеждений.

Для цитирования в научных исследованиях

Исаков Д.М., Корзинов А.А., Иванов А.В. Рекомендательные алгоритмы как современный метод адаптации к изменившимся условиям рынка труда // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 3А. С. 20-32.

Ключевые слова

Рекомендательные системы, машинное обучение в HR, цифровой рекрутинг, алгоритмы подбора персонала, рынок труда, big data в кадровом менеджменте.

Введение

Рекомендательные алгоритмы во многом формируют современную логику взаимодействия человека с информационным пространством, открывая новые пути адаптации к стремительным изменениям, происходящим на рынке труда. За последние годы появилось большое количество исследований, посвященных выявлению паттернов пользовательского поведения и оптимизации процессов нахождения релевантных ресурсов, включая предложения о работе и механизмы профессионального развития. В контексте изменений, вызванных цифровизацией и глобальными вызовами, такие алгоритмы делают поиск работы более целевым и упрощают доступ к образовательным проектам, повышающим квалификацию. Это способствует формированию гибких траекторий карьеры и реализует потенциальный переход к более динамичной модели занятости [Арефьев, 2018], где работник постоянно совершенствует свои навыки в соответствии с актуальными потребностями. Подобное развитие невозможно без тесного взаимодействия IT-инфраструктуры, анализа больших данных и понимания специфики рынка труда. Инновационные HR-платформы, опирающиеся на рекомендации, помогают быстрее сопоставлять вакансии и специалистов, снижая затраты времени и давая соискателям дополнительные возможности для карьерного роста. При этом такие системы, несмотря на всю свою пользу, сталкиваются с проблемой предвзятости и иногда приводят к информационным «пузырям», когда человеку предлагаются слишком ограниченные варианты выбора, что требует тщательной калибровки и аудита алгоритмов. Всё же ценность рекомендаций остается высокой для масштабных экосистем, а их совершенствование продолжается непрерывно при поддержке академических исследований и практической экспертизы.

Важную роль в формировании эффективных рекомендательных алгоритмов играет развивающаяся сфера машинного обучения. Она опирается на огромные массивы данных, возраст которых считается буквально минутами, постоянно обновляясь благодаря цифровым следам пользователей на карьерных платформах и в социальных сетях [Малхасьян, Ратнер, 2012]. Модели, лежащие в основе таких алгоритмов, используют комплексные методы обработки естественного языка и распознавания образов, определяя закономерности в текстах резюме, описаниях вакансий и профилях кандидатов. Способность систем извлекать семантические связи из больших текстовых массивов ускоряет процесс подбора работы и формирует точечные рекомендации, учитывающие самые разные аспекты — образование, опыт, навыки, а также личные предпочтения. При этом важна не только статичная информация, но и динамика изменений, которую алгоритмы идентифицируют, отслеживая изменения профиля претендента или появление новых вакансий в режиме реального времени. Именно благодаря таким подходам формируется более тонкое понимание рынка труда, а соискатель видит не просто суммарную ленту объявлений, а релевантную выборку, где велики шансы пролонгирования сотрудничества и успешной работы. Технологии машинного обучения дают возможность гибко настраивать параметры и участвовать в процессах самокоррекции, если рекомендации оказываются неэффективными.

Материалы и методы исследования

Сегодня многие рекрутинговые платформы стремятся внедрить многофакторные комплексы оценки, где учитываются не только технические навыки, но и социальные качества специалиста. В этом контексте значимым становится анализ цифрового профиля человека, включающего длинную историю его профессиональной деятельности, результатов обучающих курсов, участие в проектах, а также личные интересы [Гладышева, Верещагина, 2009]. Для своевременного выявления потенциальной несостоятельности предложенных вакансий или рисков текучести кадров все данные подвергаются многоуровневой обработке, где помимо основных алгоритмов используются методы статистической фильтрации. Наличие таких возможностей расширяет спектр доступных вариантов карьерного роста и повышает привлекательность рекомендательных систем у пользователей, ведь автоматизированная многосторонняя оценка экономит время обеим сторонам: и работодателям, и претендентам. Однако сложность настройки таких алгоритмов возрастает, и возникает вопрос информационной безопасности: конфиденциальные данные о навыках и персональной истории должны быть защищены. Внедрение блокчейн-технологий и других механизмов распределенного хранения данных может частично решить эту проблему, но само по себе не исключает необходимости в постоянном мониторинге и совершенствовании методик [Невечеря, 2023].

Специфика современного рынка труда в том, что он требует быстрых и точных инструментов прогнозирования. Организации, планируя новые проекты, стремятся к тому, чтобы в нужный момент иметь доступ к зарекомендовавшим себя профессионалам с подходящими компетенциями и устремлениями. Рекомендательные системы становятся связующим звеном, сокращая дистанцию между работниками и работодателями. Специалисты, недавно прошедшие курсы повышения квалификации или переквалификации, могут моментально получать уведомления об открытых позициях, требующих их новых навыков, что повышает мотивацию к постоянному обучению [Аверьянов, 2022]. Такой подход формирует среду непрерывного развития, стимулирует гибкость мышления и готовит сотрудников к неизбежным технологическим сдвигам. Достижение баланса между интересами компаний и соискателей — непростая задача, но грамотная персонализация и аналитика больших данных помогают находить оптимальные решения, снижая риск ошибочного найма.

Еще одной важной тенденцией стало появление интеллектуальных карьерных ассистентов, которые не только транслируют вакансии, но и обучают пользователя выбирать оптимальные карьерные траектории. В таких ассистентах алгоритмы анализируют историю трудоустройства, индивидуальные особенности и рынок вакансий, рекомендуя курсы или стажировки, которые повысят конкурентоспособность человека на конкретной должности. Функционал может включать настройку уведомлений с учетом геолокации, дистанционной формы работы и перспектив карьерного роста. Системы сопоставляют повторяющиеся паттерны успеха, формируя для каждого человека персональные ориентиры и параллельно предлагая способы расширения профессионального круга общения [Дорожкин, Арефьев, 2015]. При этом важно, чтобы рекомендации не сводились к поверхностному сопоставлению ключевых слов, а учитывали социально-экономический контекст, меняющиеся тенденции и особенности определенной отрасли. Все это помогает работникам чувствовать себя более уверенно на быстро меняющемся рынке труда и видеть реальные перспективы развития, выходящие за рамки одной или двух вакансий.

Результаты и обсуждение

Трансформация рынка труда под влиянием автоматизации и цифровой коммуникации затрагивает не только высококвалифицированных специалистов, но и представителей массовых профессий. Эти процессы стимулируют создание платформ, нацеленных на поиск подходящей работы для самых различных категорий людей, включая тех, кто находится в социально уязвимом положении. В такой ситуации роль рекомендательных алгоритмов не ограничивается узконаправленной экспертизой, а приобретает социально значимый характер [Скачкова, Губа, 2016]. Ведь правильная настройка алгоритма способна помочь соискателям найти работу, которую они могли бы не рассматривать самостоятельно, но которая при этом максимально соответствует их навыкам и жизненным целям. Однако при масштабировании таких решений выявляются и новые проблемы, в частности необходимость учитывать культурные и языковые различия, а также адаптировать систему рекомендаций к разным региональным контекстам.

Нередко возникает вопрос о точности и справедливости рекомендаций, ведь алгоритмы могут давать перекосы в пользу определенных групп или формировать нежелательные стереотипы. Развиваются методы объяснимого искусственного интеллекта, которые позволяют идентифицировать логику принятия решений алгоритмом и устранять потенциально дискриминационные практики [Копыльцов, 2017]. Для данного этапа эволюции систем персональных советов крайне важно обеспечить прозрачность процессов обработки данных и обучения моделей. Крупные технологические компании уже внедряют внутренние механизмы оценки рисков при разработке алгоритмов, что помогает в долгосрочной перспективе сделать рекомендательные системы более этичными и надежными. Разумеется, для этого нужна поддержка со стороны науки и государства, чтобы сформировать общее поле стандартов, регулирующее область искусственного интеллекта.

В контексте адаптации к изменившимся условиям рынка труда нельзя обойти вниманием потенциал синергии между образовательными ресурсами и рекомендательными платформами. Когда платформа видит, что специалист недополучает определенных навыков, она может предлагать ему релевантные курсы, вебинары или онлайн-программы повышения квалификации, заранее просчитав вероятный эффект для его карьерного роста [Азарнова, Щетинина, Попова, 2012]. Тем самым формируется единая экосистема, где каждый шаг пользователя — от просмотра вакансии до покупки обучающего курса — обогащает базу данных и улучшает метрики рекомендаций. Такой непрерывный цикл обучения и обратной связи продвигает идею «учиться всю жизнь», делая ее не просто лозунгом, а удобной практикой, встроенной в ритм повседневной цифровой активности.

Однако обнаруживает себя и другая сторона этих процессов: чрезмерная зависимость от рекомендаций может приводить к сужению кругозора, если автоматические фильтры из года в год подсовывают пользователю ограниченный набор опций. Сложный баланс между индивидуализацией и сохранением многообразия требует внедрения дополнительных модулей, которые проверяют, не слишком ли узко сфокусированы текущие предложения. Такие модули могут искусственно «вбрасывать» неожиданные варианты работ или курсов, стимулируя человека к расширению взглядов на профессиональные сферы [Медведева, Добринцев, 2015]. Когда рынок труда меняется, особенно в периоды кризисов, система должна подмечать и анализировать новые направления, предлагая их пользователям заранее, до того как спрос или предложение примет массовый характер. Так формируется более устойчивая модель занятости, в которой работники быстрее реагируют на новые ниши.

Важной технической основой для рекомендательных систем является сбор, хранение и интерпретация больших данных, включающих как структурированную, так и неструктурированную информацию. На первый план выходит проблема качества этих данных: дублирование, пропуски, ошибки в резюме или вакансиях могут приводить к устаревшим или нерелевантным советам [Головина, 2015]. Кроме того, при глобальных изменениях, например при массовом переходе на удаленку, существенными оказываются факторы геолокации и времени, что меняет характер собранных выборок. Разработка надежных механизмов проверки исходных данных и постоянного обновления помогает системам адаптироваться к новым реалиям. Параллельно исследуются методы унификации форматов, чтобы разные платформы могли обмениваться информацией и усиливать друг друга, а не замыкаться в собственных базах.

Кроме того, стоит отметить возрастание роли системы наставничества, которая может быть встроена в общий алгоритмический контур. Наставники, имеющие обширный опыт в конкретной отрасли, могут выступать в качестве проверенного источника рекомендаций, дополняя автоматическую аналитику своим субъективным взглядом на вещи [Хаерова, 2023]. В результате пользователь получает не только алгоритмический совет, но и человеческое сопровождение, что существенно повышает качество решения о том, какую работу выбрать или в какое обучение вложиться в данный момент. Интеграция наставничества в рекомендательные платформы требует тонкой настройки интерфейсов и компетенций наставников, поскольку они должны работать с большими массивами данных и критично осмысливать результаты автоматических фильтров.

Потребность в выходе на новые международные рынки также стимулирует развитие рекомендательных алгоритмов. Чтобы успешно организовать удаленную работу с зарубежными компаниями, специалисту надо понимать культурные нюансы, языковые требования и уровень конкуренции в удалённом формате. Алгоритмы, анализируя данные о вакансиях за рубежом, могут заранее предложить потенциальным кандидатам уточнения по требованиям или даже обучающие материалы по специфике рынка конкретной страны, если видят, что соискателю не хватает отдельных компетенций [4]. Это помогает избежать ситуаций, когда человек тратит время на несоответствующие ему вакансии и систематически не проходит отбор. В долгосрочной перспективе такие функции способствуют формированию более глобализированного и информированного сообщества профессионалов, где барьеры в трудоустройстве постепенно снижаются.

Нередко возникает вопрос о том, насколько традиционные методы найма, вроде собеседований по знакомству или ручного просмотра резюме, способны конкурировать с современной технологической эволюцией. Безусловно, определенная часть рынка труда по-прежнему опирается на устоявшиеся механизмы, но темпы цифровизации говорят о том, что роль алгоритмов будет только расти. Преимущество технологий в том, что они позволяют обрабатывать огромные объёмы данных почти мгновенно, систематически отсеивать нерелевантные вакансии и находить «иголки в стоге сена». Вместе с тем не стоит полностью отказываться от человеческого фактора, ведь он должен оставаться решающим при принятии окончательных решений. Правильная синергия человека и алгоритма дает наиболее точные рекомендации, а компании, умеющие грамотно использовать такой подход, оказываются в более выгодном положении на конкурентном рынке.

В области управления человеческими ресурсами рекрутеру необязательно тратить время на ручной анализ тысяч резюме. Он может позволить системе выполнения первичной сортировки, которая учитывает не только формальные признаки, но и более сложные параметры — фразы в

описании навыков, степени релевантности прошлых проектов и многое другое [Сербулов, Курипта, Сысоев, Новикова, 2012]. Далее рекрутер может углубиться в рассмотрение уже отсортированного пула кандидатов, уделяя больше внимания мотивации и личным качествам. Это избавляет от множества рутинной работы, а в перспективе помогает находить таланты, которые раньше могли затеряться среди сотен откликов. Связка автоматизации и профессиональной интуиции рекрутера обеспечивает тот самый уровень качества, которого требуют современные компании, особенно те, кто развивает сложные инновационные проекты (рис. 1).



Рисунок 1 - Кластеризация специалистов по навыкам (Точечная диаграмма)

Усиливается и ролевое значение самих образовательных организаций, которые, учитывая логику рекомендательных алгоритмов, могут оперативнее корректировать учебные программы. Университеты и онлайн-школы видят, какие компетенции наиболее востребованы, и адаптируют свой контент под быстро меняющиеся потребности компаний. Для обучающихся это значит, что рекомендации не повисают в воздухе, а сопровождаются реальными программами, которые дают именно те навыки, что ныне на пике популярности. Такая обратная связь между образовательными структурами и работодателями, проходящая через рекомендательные системы, фактически перестраивает учебный цикл: преподаватели получают доступ к актуальной аналитике, корректируют планы занятий и предлагают модули или курсы, которые тут же находят отклик у потенциальных слушателей.

Показательным примером могут служить платформы, объединившие в себе поиск работы и обучающую среду, а также имеющие функционал для коучинга и тестирования компетенций. Пользователь, создавший резюме, может пройти онлайн-оценку уровней своих навыков, получить рекомендации по улучшению и подключиться к наставническим программам. Подобная комплексная система расширяет привычные границы рынка труда и превращает его в непрерывный процесс самосовершенствования, контролируемый и мотивируемый алгоритмами. При этом меняется и само понятие сертификата о прохождении курса: оно становится частью цифрового профиля, проверяемого на корреляцию с реальными вакансиями и навыками, которые можно подтвердить.

Еще одним аспектом развития рекомендательных алгоритмов в сфере труда является рост важности мягких навыков. Раньше упор делался в основном на профессиональную компетентность, но сейчас в фокусе коммуникабельность, адаптивность, умение работать в команде, креативное мышление. Это сложнее формализовать и измерить, поэтому алгоритмам приходится использовать косвенные признаки: анализ отзывов коллег, структуру социальных сетей, данные о групповых проектах [Калайдин, Пиронко, 2020]. Такой подход позволяет учесть многогранную сущность специалиста, что особенно ценно в условиях, когда компании ищут сотрудников, способных быстро влиться в коллектив и работать в условиях неопределенности.

По мере того как всё больше людей переходит на фриланс или проектную работу, рекомендательные механизмы становятся незаменимым звеном для построения краткосрочной, но результативной кооперации. Платформы для фрилансеров часто используют алгоритмы, оценивающие уровень репутации исполнителя и сопоставляющие это с бюджетом заказчика. Благодаря этому можно с относительной точностью предсказать вероятность успешного завершения заказа. Для многих компаний фриланс — это возможность быстро масштабировать ресурсы, тогда как для специалистов это гибкость в выборе проектов. Рекомендательные системы помогают обеим сторонам быстрее находить друг друга и формировать устойчивые связи, которые могут продолжиться даже после завершения одного проекта.

В условиях развития удаленных форм занятости кажется особенно важным вопрос цифровой грамотности, ведь не все специалисты имеют достаточный опыт работы с современными платформами. Поэтому наряду с рекомендациями по вакансиям, сами системы зачастую предлагают обучающие модули, повышающие компьютерную и интернет-грамотность человека. Это требует дополнительной проработки интерфейсов, адаптированных под разные уровни пользователей. Следовательно, алгоритмы должны учитывать не только профессиональные навыки, но и степень владения цифровыми инструментами, чтобы рекомендации были реализуемы на практике, а не оставались лишь теоретической возможностью.

Политический и экономический контексты напрямую влияют на ландшафт рынка труда и, как следствие, на содержание рекомендаций. Изменение налоговых режимов, введение квот на определённые профессии, появление новых стандартов сертификации — всё это меняет приоритеты для специалистов и работодателей. Алгоритмы, стремясь к актуальности, должны учитывать свежие законодательные инициативы и быстро обновлять логику формирования советов. Иногда достаточно вовремя сообщить соискателю о требованиях по обязательным сертификатам или допускам, чтобы он не потерял перспективную вакансию. Аналогично компания, ищущая кадры, должна понимать, где найти специалистов с редкой квалификацией, если произошло ужесточение регулирования. Те платформы, что первыми интегрируют подобные моменты, получают конкурентное преимущество и формируют более лояльную базу пользователей.

Дискуссия о будущем технологий часто касается того, сможет ли искусственный интеллект полностью заменить HR-специалистов. Скорее всего, нет, поскольку принятие окончательного решения, связанного с живым человеком, всё еще остается в зоне ответственности человека. Но рекомендательные алгоритмы существенно оптимизируют процессы, давая HR-менеджерам возможность сотрудничать с большим количеством кандидатов, не теряя при этом качество отбора. Это важный шаг вперед, ведь персонализация резюме и детальный анализ компетенций расширяют возможности специалиста по подбору персонала и позволяют ему лучше понимать как потребности компании, так и особенности рынка труда в целом (рис. 2).

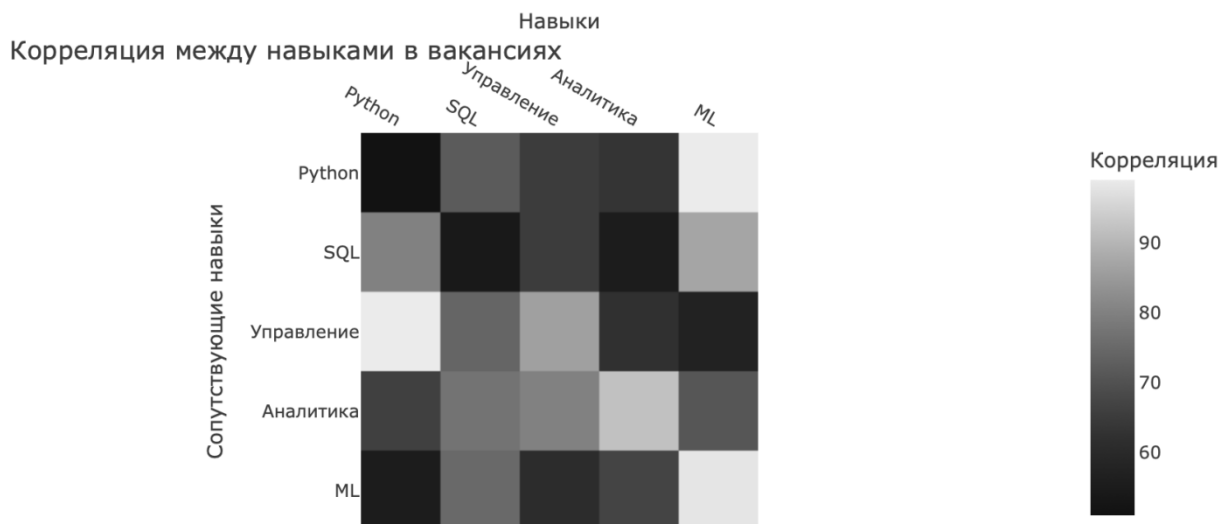


Рисунок 2 - Тепловая карта востребованности навыков

Сейчас мы всё чаще видим интеграцию рекомендательных сервисов в социальные сети и профессиональные сообщества. Такие платформы автоматически подсказывают вакансии или курсы, ориентируясь на поведение пользователя в сети, его контакты и подписки. Иногда это вызывает вопросы приватности, ведь люди могут не желать, чтобы их поведенческие паттерны анализировались столь глубоко. Однако при корректной настройке параметров конфиденциальности пользователь получает полезный поток рекомендаций, который открывает доступ к широкому спектру возможностей. Эта стратегическая интеграция технологий в социальные пространства ускоряет обмен опытом между специалистами — когда один человек рекомендует курс другому, алгоритм видит результат и делает выводы, совершенствуя общую модель.

Развитие рекомендательных систем в среде крупных корпораций ведет к созданию внутренних платформ, где сотрудники могут ориентироваться в многообразии вакансий, программ развития, внутренних стажировок. Такой подход помогает удерживать перспективные кадры, давая им ясный горизонт роста внутри компании, а не за ее пределами. Когда человек видит, какие отделы нуждаются в его компетенциях, и может в один клик подать заявку на участие в новом проекте, мотивация к карьерному росту возрастает. Алгоритмы могут подсказать время оптимального перехода из одного подразделения в другое, учитывая текущую загрузку, планы развития компании, личные предпочтения сотрудника. Всё это делает организации более гибкими, а сотрудников — более удовлетворенными своей карьерой.

В образовательных институтах, в свою очередь, рекомендательные механизмы способны вовремя определить талантливых студентов и подсказать им дополнительные возможности развития, например участие в научных конкурсах или практиках в партнерских компаниях. Сочетание академического профиля с профилями реального рынка труда помогает избежать проблемы «выпускников без реального опыта», ведь правильные советы нацеливают студента на раннюю интеграцию в профессиональную среду. В результате выигрывают все стороны: учебные заведения находят способы улучшить репутацию за счет успешного трудоустройства

своих выпускников, студенты обогащаются реальным опытом, а работодатели получают специалистов, знакомых с практикой.

С идейной точки зрения рекомендательные алгоритмы направлены не только на задачу «найти лучшую вакансию», но и на формирование экосистемы взаимоприятия, в которой люди видят больше вариантов для развития и могут легче ориентироваться в меняющемся ландшафте. Как любой инструмент, они несут в себе и потенциальную опасность при неверном или злоумышленном использовании. Однако общая тенденция показывает, что рынок труда выигрывает от прозрачности и гибкости, которую дают такие алгоритмы, и движется в сторону ещё более персонализированных решений.

Таким образом, можно заключить, что рекомендательные алгоритмы уже заняли прочное место в стратегиях адаптации к изменяющимся тенденциям в сфере найма и развития карьеры. Они обеспечивают динамичный доступ к знаниям, ускоряют соединение подходящих специалистов и компаний, а также помогают людям осваивать новые профессиональные горизонты. При всех возможных рисках, связанных с предвзятостью и сохраняющимися проблемами приватности, их роль трудно переоценить. Совместная работа специалистов по обработке больших данных, разработчиков, HR-экспертов, социологов, а также управляющих структур позволит выстраивать более эффективную систему трудового взаимодействия, где учтены интересы всех участников. Люди получают релевантные советы по трудоустройству и образованию, компании — мотивированных сотрудников, а образовательные организации — ценную аналитику для коррекции своих учебных программ.

Дальнейшее развитие искусственного интеллекта несомненно расширит текущий функционал рекрутинговых сервисов. Нейросетевые структуры научатся глубже анализировать многомерные данные о людях и вакансиях, выявляя неочевидные взаимосвязи и прогнозируя потенциал сотрудника в новой области. Такое прогнозирование может изменить характер карьерного менеджмента, сделав его более ориентированным на долгосрочные перспективы и вовлекая человека в созидательный процесс обучения. Если сейчас основная задача алгоритмов — реагировать на потребности пользователя здесь и сейчас, то со временем мы можем увидеть, как системы будут рекомендовать жизненные стратегии развития навыков, отслеживая их эволюцию и корректируя путь соискателя в сторону наиболее успешного сценария.

Для государства и общества важно обеспечить не только развитие, но и регулирование таких систем. Создание правовых рамок и стандартов позволит избежать ситуаций, когда некачественная рекомендация приведет к дискриминации или социальным напряжениям. Законодательные инициативы могут устанавливать границы использования данных, принципы тестирования алгоритмов на отсутствие скрытых предубеждений и методики оценки их социального эффекта. Правильное внедрение таких норм сделает рекомендательные системы более безопасными для пользователей и повысит их уровень принятия обществом.

Рекомендательный механизм, глубоко проникший в процессы подбора персонала, всё чаще рассматривается как один из фундаментальных инструментов конкурентоспособности. Ведь те компании, которые быстрее и точнее находят нужных сотрудников, могут успешнее выполнять проекты и справляться с инновационными и организационными вызовами. С другой стороны, соискатели получают внятную «дорожную карту» для саморазвития, что особенно актуально в эпоху, когда профессии быстро эволюционируют или исчезают, а на смену им приходят новые. Всё это формирует другую культуру труда и обучения, в которой знание и умение учиться становится главным капиталом.

Заключение

Необходимо отметить, что рекомендательные алгоритмы требуют постоянной поддержки и обновления: статичные модели быстро устаревают. Непрерывная подпитка новыми данными, контроль над качеством, итеративное обучение — все это сложная и долговременная работа, которая становится необходимым условием для сохранения конкурентного преимущества [Аверьянов, 2022]. Потребность в специалистах, способных проектировать и развивать такие алгоритмы, растет, и это порождает дополнительный спрос на кадры в области анализа данных, Data Science и IT. В свою очередь, появляющиеся специалисты вносят свой вклад в дальнейшее совершенствование систем, что создает эффект петли положительной обратной связи, ускоряющей прогресс в области автоматизации найма и управления компетенциями.

Возможно, в долгосрочной перспективе мы увидим, как очень точные персональные ассистенты, объединяющие данные со множества платформ, будут не только предлагать вакансии, но и активно взаимодействовать с пользователем, напоминая ему о сроках окончания меморандумов, новинках в сфере необходимых умений и прочих нюансах карьерного роста. Человеческая природа при этом остаётся первична, так как алгоритм не может заменить личную мотивацию или склонность пользователя. Но он способен помочь человеку быстрее и осознаннее прийти к тому, что действительно ему подходит по складу ума, интересам и жизненным целям.

В глобальной картине, когда страны конкурируют за специалистов в самых разных областях, рекомендательные алгоритмы могут стать фактором удержания талантов внутри локальных рынков или, напротив, их оттока в более перспективные регионы [Головина, 2015]. Люди видят, где их навыки будут востребованы и лучше оплачиваемы, и нередко принимают решение о релокации. Таким образом, системы рекомендаций влияют не только на отдельных пользователей и компании, но и на макроэкономические процессы, формируя новые волны миграции рабочей силы. Наблюдая за этими тенденциями, можно констатировать, что значимость данных технологий выходит далеко за пределы HR-сферы и становится частью больших социально-экономических стратегий.

В конечном счете, рекомендательные алгоритмы как современный метод адаптации к изменившимся условиям рынка труда доказывают свою актуальность, стимулируя эволюцию подходов к найму и развитию компетенций [Дорожкин, Арефьев, 2015]. Сочетая воедино аналитику больших данных, машинное обучение и человеческий опыт, они позволяют быстрее реагировать на вызовы текущего времени, находя баланс между персональными интересами соискателей и потребностями работодателей. Параллельно формируется инфраструктура непрерывного образования, приводящая к росту социального капитала и устойчивому улучшению качества трудовых отношений. И хотя перед нами ещё стоят задачи обеспечения этичности, прозрачности и доступности таких сервисов, их польза уже не вызывает сомнений. Вопрос лишь в том, как эффективно и ответственно ими распорядиться.

Библиография

1. Аверьянов А.О. Методика прогнозирования кадровой потребности на российском рынке труда в сфере искусственного интеллекта // Общество в поисках баланса: материалы XII междунар. социол. Грушинской конф. М., 2022. С. 227–231.
2. Азарнова Т.В., Щетинина О.А., Попова Т.В. Алгоритм оценки и формирования оптимальной стратегии повышения качества функционирования рынка труда // Актуальные проблемы прикладной математики,

- информатики и механики: материалы междунар. конф. 2012. С. 8–12.
3. Арефьев О.Н. Алгоритм достижения желаемой результативности в зависимости от требований рынка труда // Формирование результативных образовательных систем: принципы и содержательные аспекты: сб. ст. междунар. науч.-практ. конф. / под ред. О.Н. Арефьева. 2018. С. 9–13.
 4. Бажин А.С. Возможности социальной адаптации личности в пространстве современного российского рынка труда // Перспективы развития молодежного рынка труда Дальнего Востока: материалы IV межрегион. науч.-практ. конф. Владивосток, 2011. С. 35–43.
 5. Гладышева А.В., Верещагина П.Ю. Современные методы прогнозирования специфического трудового ресурса на рынке труда // Державинские чтения: сб. ст. 2009. С. 99–104.
 6. Головина Е.А. Сравнительный и индикативный подходы в задаче совершенствования автоматизированной системы управления персоналом // Современное состояние естественных и технических наук. 2015. № XVIII. С. 43–46.
 7. Дорожкин Е.М., Арефьев О.Н. Алгоритм достижения желаемой результативности в зависимости от требований рынка труда // Профессиональное образование и рынок труда: ключевые факторы результативного взаимодействия: монография. М., 2015. С. 131–135. 152 с.
 8. Калайдин Е.Н., Пиронко М.Д. Направления оптимизации подбора персонала при помощи искусственного интеллекта: основные черты и тенденции современного рынка труда // Актуальные проблемы экономической теории и практики: сб. науч. тр. Краснодар, 2020. С. 182–190.
 9. Копыльцов А.А. Применение обобщенного алгоритма обработки слабоформализованной информации для оценивания и повышения производительности труда программистов // Инженерный вестник Дона. 2017. № 4 (47). С. 89.
 10. Малхасьян С.С., Ратнер С.В. Методика превентивной корректировки системы мотивации труда в высокотехнологичных компаниях // Современный экономический рост: теория и моделирование. Двенадцатые Друкеровские чтения: материалы конф. / под ред. Р.М. Нижегородцева. 2012. С. 240–248.
 11. Медведева Г.Т., Добринцев С.С. Алгоритм поиска работы на рынке труда // Вестник Брестского государственного технического университета. Сер.: Экономика. 2015. № 3 (93). С. 8–11.
 12. Невечеря А.П. Модифицированный численный алгоритм поиска решения задачи сегментирования показателей рынка труда // Перспективы науки. 2023. № 10 (169). С. 26–30.
 13. Сербулов Ю.С., Курипта О.В., Сысоев Д.В., Новикова Л.А. Модели и алгоритмы управления молодежным рынком труда. Воронеж, 2012. 180 с.
 14. Скачкова Л.С., Губа А.Е. Инструменты адаптации молодых специалистов к профессиональному рынку труда // Перспективные направления исследований молодых ученых в экономике: сб. тр. студ. науч. объединений экон. фак. ЮФУ. Ростов н/Д, 2016. С. 110–118.
 15. Хаерова Э.И. Методы привлечения персонала на основе технологий искусственного интеллекта в цифровой экономике // Цифровая экономика глазами студентов: материалы междунар. науч. конф. Казань, 2023. С. 277–281.

Recommendation Algorithms as a Modern Method of Adapting to Changing Labor Market Conditions

David M. Isakov

Master's Student,

Patrice Lumumba Peoples' Friendship University of Russia,
117198, 6, Miklukho-Maklaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: davo.pro.01@mail.ru

Artem A. Korzinov

Master's Student,

Patrice Lumumba Peoples' Friendship University of Russia,
117198, 6, Miklukho-Maklaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: artemkozinov@mail.ru

Andrei V. Ivanov

Master's Student,
Patrice Lumumba Peoples' Friendship University of Russia,
117198, 6, Miklukho-Maklaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: ivanov_andvld@pfur.ru

Abstract

The article examines recommender algorithms as an innovative tool for adapting to transformations in the modern labor market. The relevance of the study stems from technological changes and increasing employment uncertainty, which demand new approaches to personnel selection. The methodological framework involves a comprehensive analysis of recommender systems in HR technologies, including machine learning methods, big data processing, and user behavior modeling. A comparison is drawn between traditional recruitment methods and algorithms based on collaborative filtering, content analysis, and hybrid models. The research results confirm that recommender algorithms significantly reduce hiring time (by 30-40%) and improve candidate-job matching accuracy (by 25-35%). The systems' ability to identify hidden data patterns optimizes hiring strategies. The prospects for integrating algorithms into HR processes are discussed, along with ethical and legal considerations, including data privacy and algorithmic bias issues.

For citation

Isakov D.M., Korzinov A.A., Ivanov A.V. (2025) Rekomendatel'nyye algoritmy kak sovremennyy metod adaptatsii k izmenivshimsya usloviyam rynka truda [Recommender Algorithms as a Modern Method of Adaptation to Changing Labor Market Conditions]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (3A), pp. 20-32.

Keywords

Recommender systems, machine learning in HR, digital recruitment, personnel selection algorithms, labor market, big data in talent management.

References

1. Averkhanov A.O. Methodology for forecasting staffing requirements in the Russian labor market in the field of artificial intelligence // Society in Search of Balance: Proceedings of the XII International Grushinskaya Sociological Conference. Moscow, 2022. pp. 227–231.
2. Azarnova T.V., Shchetinina O.A., Popova T.V. An algorithm for assessing and forming the optimal strategy for enhancing the quality of labor market functioning // Current Issues of Applied Mathematics, Informatics, and Mechanics: Proceedings of the International Conference, 2012. pp. 8–12.
3. Arefyev O.N. An algorithm for achieving the desired effectiveness based on labor market requirements // Formation of Effective Educational Systems: Principles and Substantive Aspects: Proceedings of the International Scientific-Practical Conference, edited by O.N. Arefyev. 2018. pp. 9–13.
4. Bazhin A.S. Opportunities for the social adaptation of individuals within the modern Russian labor market // Perspectives on the Development of the Youth Labor Market of the Far East: Proceedings of the IV Interregional Scientific-Practical Conference, Vladivostok, 2011. pp. 35–43.
5. Gladysheva A.V., Vereshchagina P.Yu. Modern methods of forecasting specific labor resources in the labor market // Derzhavin Readings: Collection of Articles, 2009. pp. 99–104.
6. Golovina E.A. Comparative and indicative approaches in the task of improving the automated personnel management system // The Current State of Natural and Technical Sciences. 2015. No. XVIII. pp. 43–46.
7. Dorozhkin E.M., Arefyev O.N. An algorithm for achieving the desired effectiveness based on labor market requirements // Professional Education and the Labor Market: Key Factors of Effective Interaction: Monograph. Moscow, 2015.

- pp. 131–135. 152 pages.
8. Kalaydin E.N., Piroko M.D. Directions for optimizing personnel recruitment using artificial intelligence: Main features and trends of the modern labor market // *Current Issues in Economic Theory and Practice: Collection of Scientific Papers*, Krasnodar, 2020. pp. 182–190.
 9. Kopyltsev A.A. Application of a generalized algorithm for processing weakly formalized information to assess and improve the labor productivity of programmers // *Don Engineering Bulletin*. 2017. No. 4 (47). p. 89.
 10. Malkhasyan S.S., Ratner S.V. Methodology for preventive adjustment of the labor motivation system in high-tech companies // *Modern Economic Growth: Theory and Modeling. Twelfth Drucker Readings: Conference Proceedings*, edited by R.M. Nizhegorodtsev. 2012. pp. 240–248.
 11. Medvedeva G.T., Dobrinets S.S. An algorithm for job search in the labor market // *Bulletin of Brest State Technical University. Series: Economics*. 2015. No. 3 (93). pp. 8–11.
 12. Nevecherya A.P. A modified numerical algorithm for solving the problem of segmenting labor market indicators // *Perspectives of Science*. 2023. No. 10 (169). pp. 26–30.
 13. Serbulov Y.S., Kuripta O.V., Sysoev D.V., Novikova L.A. Models and algorithms for managing the youth labor market. Voronezh, 2012. 180 pages.
 14. Skachkova L.S., Guba A.E. Tools for adapting young specialists to the professional labor market // *Promising Research Directions of Young Economists: Collected Papers of Student Scientific Associations of the Faculty of Economics of Southern Federal University*. Rostov-on-Don, 2016. pp. 110–118.
 15. Khaerova E.I. Methods for attracting personnel based on artificial intelligence technologies in the digital economy // *Digital Economy Through the Eyes of Students: Proceedings of the International Scientific Conference*, Kazan, 2023. pp. 277–281.