

**Осознанный ИИ:
Поэтапное
внедрение в HR без
лишних трат**

Мельникова Милена



Милена Мельникова

**Осознанный ИИ: Поэтапное
внедрение в HR без лишних трат**

«Автор»

2026

Мельникова М.

Осознанный ИИ: Поэтапное внедрение в HR без лишних трат /
М. Мельникова — «Автор», 2026

ИИ обещают всем HR-директорам одно и то же: меньше времени на найм, меньше рутины, больше времени на людей. На деле — компании тратят сотни тысяч тенге на ИИ-инструменты, которые никак не сокращают time-to-hire, потому что решение о внедрении принимается раньше, чем найдена настоящая проблема. Эта книга — о том, как не стать очередной компанией, купившей модный сервис вместо решения. Через историю HR-директора, который проходит путь от хаоса к системе, вы разберётесь, где именно в вашей воронке найма теряется время — и только потом поймёте, какой инструмент (если вообще нужен) закроет именно эту дыру. Практический разбор всего цикла найма — от привлечения кандидатов до офферов — с примерами в тенге, глоссарём терминов и 90-дневным планом внедрения без лишних трат и разочарований. Для тех, кто хочет тратить на ИИ деньги осознанно — а не потому что все вокруг уже подключили.

© Мельникова М., 2026

© Автор, 2026

Содержание

Об авторе	5
Вступление	6
Глава 1. Почему найм затягивается	7
Глава 2. Привлечение кандидатов	12
Глава 3. Скрининг и отбор	15
Конец ознакомительного фрагмента.	19

Милена Мельникова

Осознанный ИИ: Поэтапное внедрение в HR без лишних трат

Об авторе

Меня зовут Милена Мельникова, я основательница агентства AI Medousa.

Мы помогаем бизнесу внедрять искусственный интеллект: разбираемся, какие процессы реально стоит автоматизировать, подбираем и настраиваем инструменты под задачу, а если нужна более глубокая доработка — находим и курируем программистов-исполнителей.

С ИИ я на связи с самых первых GPT — с того времени, когда о них знали разве что технари и узкий круг своих людей. С тех пор я слежу за каждым новым инструментом, который появляется на рынке, и любую рутинную задачу — свою или бизнеса — стараюсь перевести на ИИ. Помимо агентства, я провожу консультации для владельцев бизнеса и руководителей и веду обучение — как по базовому пониманию ИИ, так и по практическому созданию контента с его помощью.

Эту книгу я написала, потому что снова и снова вижу одну и ту же картину: в HR от ИИ ждут больше всего — и разочаровываются чаще всего, просто потому что инструмент выбирают раньше, чем понимают, зачем он нужен.

Вступление

Эта книга родилась из одного наблюдения: почти каждый HR-директор, с которым доводилось разговаривать за последние два года, уже пробовал внедрить ИИ хоть в один этап найма — и почти никто не смог объяснить, окупилось ли это. Кто-то подключил чат-бота для кандидатов и забросил его через месяц. Кто-то купил подписку на модный инструмент скрининга, потому что о нём написали в отраслевом канале, а через полгода не смог вспомнить, зачем именно его выбрали. Проблема не в технологии — она достаточно зрелая. Проблема в том, что решения принимались в обратном порядке: сначала инструмент, потом — если повезёт — понимание, какую именно задачу он должен был решить.

Эта книга выстроена в правильном порядке. Сначала — диагностика: где именно в вашей воронке теряется время и деньги, прежде чем вы потратите хотя бы тенге на подписку. Затем — практика: как ИИ может ускорить привлечение, скрининг, интервью и согласования, этап за этапом, с конкретными инструментами и цифрами, а не общими обещаниями «искусственный интеллект изменит найм». Дальше — то, что обычно остаётся за скобками статей про HR-tech: как выбрать инструмент под свою компанию, а не под чужой кейс; как провести внедрение так, чтобы команда не саботировала процесс; как не нарушить закон и не превратить найм в чёрный ящик для кандидата; и, наконец, как посчитать ROI и защитить бюджет перед финансовым директором.

Это не книга про будущее найма в общих чертах. Она написана для тех, кто отвечает за конкретную воронку в конкретной компании и должен принять конкретное решение на следующей неделе: какой этап чинить первым, каким инструментом и с каким бюджетом. Если вы дочитаете до последней страницы, у вас будет не вдохновение, а план на 90 дней — и способ доказать его эффективность цифрами, а не ощущением, что «стало быстрее».

Ещё одна практическая деталь: рынок HR-tech и ИИ говорит на своём языке, и часть терминов в этой книге — ATS, human-in-the-loop, скоринг, time-to-fill — может быть знакома не всем одинаково хорошо. Расшифровывать каждое такое слово прямо по ходу текста означало бы постоянно перебивать повествование, поэтому все термины и аббревиатуры, встречающиеся в книге, собраны в словарь в конце — туда можно заглядывать по мере чтения, не держа в голове расшифровки заранее.

Дальше в этой книге — история одного HR-директора, которая проходит с вами через все одиннадцать глав. Первая остановка — там, где обычно начинается любая настоящая диагностика: с честного взгляда на то, куда именно уходит время в вашей воронке.

Глава 1. Почему найм затягивается

Представьте типичную картину. Пятница, вторая половина дня. Руководитель отдела продаж заходит в HR с вопросом, который звучит почти как претензия: «Мы же открыли вакансию сорок семь дней назад. Где кандидат?» А неделю назад лучший кандидат из воронки — тот самый, с идеальным опытом и горящими глазами на финальном интервью — написал вежливое письмо: «Спасибо за уделённое время, но я принял оффер в другой компании».

Сорок семь дней. За это время конкурент успел провести три раунда интервью, согласовать оффер и получить согласие кандидата — пока в вашей компании заявка на вакансию всё ещё «висела на согласовании» у финансового директора. Знакомая ситуация? Если вы работаете в найме — вы либо переживали это сами, либо слышали похожую историю от коллеги на соседнем этаже.

Каждый день, что позиция остаётся открытой, — это не абстрактная метрика для отчёта, а вполне реальные деньги. Незакрытая вакансия менеджера по продажам — это упущенная выручка, которую он бы принёс. Незакрытая вакансия инженера — это задержанный релиз продукта. Незакрытая вакансия в поддержке — это растущая очередь недовольных клиентов и выгорающая оставшаяся команда, которая тянет двойную нагрузку. Цена простоя редко считается явно, но она есть всегда — и обычно она выше, чем кажется на первый взгляд.

Так почему это происходит? Почему в 2026 году, когда у нас есть мощнейшие технологии для автоматизации практически любого процесса, найм всё ещё остаётся одной из самых медленных и болезненных функций в компании? Ответ на этот вопрос — и есть тема этой главы.

Масштаб проблемы: почему это не решается «ещё одним рекрутером»

Начнём с того, что проблема не локальная и не связана с тем, что «у нас просто не очень организован процесс». Среднее время закрытия вакансии в большинстве индустрий продолжает расти год к году, а не сокращаться — несмотря на десятки новых HR-tech инструментов, которые выходят на рынок каждый месяц. Стоимость найма одного сотрудника тоже растёт: реклама вакансий дорожает, рекрутинговые агентства поднимают комиссии, а конкуренция за квалифицированные кадры в дефицитных специальностях (инженерия, аналитика данных, некоторые виды продаж) стала жёстче, чем когда-либо.

Интуитивная реакция на растущую нагрузку — нанять больше рекрутеров. Логика простая: больше вакансий → больше рук, которые их закрывают. Проблема в том, что эта логика линейна, а сама нагрузка растёт нелинейно. Каждый новый рекрутер — это не только дополнительная пара рук на скрининг резюме, но и дополнительные встречи, дополнительная координация с нанимающими менеджерами, дополнительное время на онбординг самого рекрутера в процессы компании. В какой-то момент добавление людей в систему начинает создавать больше накладных расходов, чем реальной пропускной способности.

Другими словами: если у вас узкое место — это не нехватка рук, а сама структура процесса, то найм новых рекрутеров не решит проблему. Он её замаскирует на пару месяцев, а потом она вернётся в ещё большем масштабе.

Именно поэтому, прежде чем говорить о решениях — в том числе о том, где и как может помочь ИИ, — нужно честно разобраться, из чего вообще состоит воронка найма и где в ней происходят настоящие потери времени.

Диагностика: этапы воронки и где теряется время

Воронка найма в большинстве компаний, независимо от индустрии и размера, проходит через одни и те же восемь этапов:

Заявка на вакансию — согласование позиции с руководителем, HR, иногда финансовым департаментом

Публикация и привлечение — размещение объявления, активный поиск кандидатов, реферальные программы

Скрининг откликов — первичный отбор резюме

Первичный контакт — звонок или сообщение отобранным кандидатам

Интервью — один или несколько этапов собеседований

Внутреннее согласование — обсуждение кандидата с нанимающим менеджером и командой

Оффер — подготовка условий, согласование, отправка

Выход на работу — период между принятием оффера и первым рабочим днём

На бумаге это выглядит как ровный, последовательный процесс. В реальности время утекает крайне неравномерно. Практика показывает: обычно есть два-три этапа, которые «съедают» 60–70% всего времени найма, в то время как остальные работают вполне сносно.

Возьмём типичный пример. Компания среднего размера открывает вакансию бизнес-аналитика. Заявка согласуется за три дня — быстро, без проблем. Вакансия публикуется, и уже через неделю приходит сто двадцать откликов. И вот здесь начинается первое узкое место: у рекрутера физически нет времени внимательно прочитать сто двадцать резюме, сопоставить их с требованиями и выделить действительно релевантных кандидатов. В итоге резюме лежат в очереди полторы-две недели, прежде чем до них доходят руки — а лучшие кандидаты за это время уже нашли другое место.

Второе типичное узкое место — это пауза после интервью. Кандидат прошёл собеседование, произвёл хорошее впечатление, но нанимающий менеджер — человек занятой, у него горящие дедлайны по своим проектам — не находит пятнадцать минут, чтобы дать обратную связь. Проходит три дня, потом неделя. HR-специалист вынужден писать напоминания, кандидат в это время не получает вообще никакой информации о статусе и логично начинает нервничать — или просто откликается на другие вакансии параллельно.

Третье — согласование оффера. Особенно в компаниях с несколькими уровнями подписания (руководитель отдела → HR-директор → финансы), оффер может неделями «путешествовать» между почтовыми ящиками, просто потому что у каждого следующего согласующего есть более приоритетные, с их точки зрения, задачи.

Обратите внимание: ни одно из этих узких мест не связано с нехваткой квалификации рекрутера или с плохим качеством кандидатов. Все они — про объём рутинной работы и про зависимость от занятости других людей в цепочке. Это важное наблюдение, к которому мы ещё вернёмся.

Узкие места индивидуальны для каждой компании — где-то тормозит скрининг, где-то согласования, где-то вообще этап привлечения (просто никто не откликается). Поэтому прежде чем что-либо чинить, нужно измерить, где болит именно у вас.

Метрики: как считать time-to-hire, time-to-fill, cost-per-hire

Три метрики, без которых любой разговор об оптимизации найма превращается в разговор ощущений, а не фактов.

Time-to-hire — время от первого контакта с конкретным кандидатом до момента принятия оффера. Эта метрика показывает, насколько быстро движется отдельно взятый человек по вашей воронке — от «привет, я вас нашёл» до «да, я согласен работать у вас».

Time-to-fill — время от момента открытия вакансии (не от контакта с кандидатом, а именно от старта самой позиции) до выхода сотрудника на работу. Это более широкая метрика — она включает в себя весь путь: от согласования заявки до первого дня нового сотрудника в офисе.

Cost-per-hire — суммарные затраты на найм одной позиции: реклама вакансий, оплата рекрутинговых платформ, часть зарплаты рекрутера пропорционально времени, которое он потратил, реферальные бонусы, если они выплачивались. Всё это делится на количество закрытых позиций за период.

Формулы предельно просты:

Time-to-fill = Дата выхода сотрудника – Дата открытия вакансии

Time-to-hire = Дата принятия оффера – Дата первого контакта с кандидатом

Cost-per-hire = (Внешние расходы + Внутренние расходы) / Число нанятых сотрудников

Разберём на условном примере. Вакансия менеджера по работе с ключевыми клиентами открылась 1 марта. Первый релевантный отклик пришёл 8 марта, и в тот же день с кандидатом связался рекрутер. Собеседования прошли 15 и 22 марта. Внутреннее согласование заняло ещё десять дней — до 1 апреля. Оффер отправили 3 апреля, кандидат принял его 5 апреля, а вышел на работу 5 мая (стандартные две недели отработки на предыдущем месте плюс небольшая пауза).

Time-to-hire в этом случае: от 8 марта (первый контакт) до 5 апреля (принятие оффера) — 28 дней.

Time-to-fill: от 1 марта (открытие вакансии) до 5 мая (выход на работу) — 65 дней.

Разница между этими двумя цифрами — 37 дней — показывает, сколько времени «съедают» этапы, которые не связаны напрямую с общением с конкретным кандидатом: время до появления релевантного отклика, внутренние согласования, период отработки. Именно в этом разрыве чаще всего и прячутся системные проблемы процесса.

Откуда брать данные для расчётов? Если в компании есть ATS (система управления наймом) — почти всегда можно выгрузить временные метки по каждому этапу: когда получен отклик, когда назначено интервью, когда оно состоялось, когда отправлен оффер. Если ATS нет или она используется формально — придётся вести таблицу вручную, но делать это стоит обязательно: без этих данных любое обсуждение того, «что чинить в первую очередь», будет строиться на догадках и субъективных впечатлениях, а не на фактах.

Частая ошибка компаний — считать только итоговый time-to-fill и радоваться или расстраиваться одной цифре, не разбивая её по этапам. Это как измерять температуру у пациента, не выясняя, что именно у него болит. Общая цифра говорит вам, что процесс медленный. Разбивка по этапам говорит вам, где именно и почему.

Частые заблуждения, которые мешают увидеть реальную картину

Прежде чем двигаться дальше, стоит разобрать несколько убеждений, которые кажутся здравым смыслом, но на практике мешают ускорить найм.

Заблуждение первое: «Чем больше кандидатов в воронке — тем лучше». Логика понятна: больше выбор — выше шанс найти идеального кандидата. Но на практике каждый дополнительный отклик — это дополнительная нагрузка на скрининг. Если у рекрутера и так не хватает времени просмотреть все резюме внимательно, увеличение их количества не повышает качество отбора, а снижает его — потому что просмотр становится более поверхностным, а хорошие кандидаты теряются в общем потоке.

Заблуждение второе: «Долгое согласование — это более взвешенное решение».

Кажется логичным: если оффер долго обсуждают на разных уровнях, значит, к решению подходят серьёзно. На практике в подавляющем большинстве случаев долгое согласование — это не более глубокая экспертиза, а обычная организационная инерция: письмо лежит непрочитанным в почте, встречу не могут назначить из-за занятых календарей, ответственный за подпись в отпуске. Качество решения от этого не растёт — растёт только шанс потерять кандидата.

Заблуждение третье: «Наймём больше рекрутеров — и проблема решится». Мы уже разобрали эту логику выше: если узкое место системное (например, отсутствие приоритизации задач или разрозненность инструментов), увеличение числа людей в системе создаёт дополнительную координационную нагрузку, а не пропорционально увеличивает скорость.

Общий вывод из всех трёх заблуждений один: проблема медленного найма почти никогда не решается простым «делать то же самое, но больше» — будь то больше кандидатов, больше согласующих или больше рекрутеров. Нужно менять саму структуру процесса.

Где здесь может помочь искусственный интеллект

Здесь стоит сразу обозначить главный принцип, который будет красной нитью проходить через всю книгу: **искусственный интеллект эффективен там, где узкое место — это объём рутинной, повторяющейся работы, а не там, где узкое место — это человеческое решение.**

Просмотреть сто двадцать резюме и выделить релевантные — это объём рутинной работы, и здесь ИИ может дать колоссальный выигрыш по скорости. Решить, подходит ли конкретный человек команде по культуре и ценностям — это человеческое решение, и здесь ИИ в лучшем случае может быть вспомогательным инструментом, но не заменой.

С этим принципом в голове дальше в книге мы последовательно разберём, как ИИ может ускорить каждый из проблемных узлов воронки: привлечение кандидатов и написание вакансий, скрининг и ранжирование резюме, подготовку и анализ интервью, ускорение внутренних согласований. В каждой главе — конкретные инструменты, примеры промптов и разбор того, где граница, за которую ИИ заходить не должен.

Но прежде чем переходить к инструментам, важно сделать домашнее задание — приложить всё, что мы обсудили, к своей собственной воронке.

Ваша карта воронки: где именно теряете время вы

Возьмите таблицу ниже и заполните её для своей компании — или для одной конкретной вакансии, которая недавно закрывалась дольше, чем хотелось бы. Если данные есть в ATS — используйте их. Если системы нет — оцените экспертно, опираясь на память и переписку с коллегами: даже приблизительные цифры лучше, чем их отсутствие.

Ваша карта воронки: где именно теряете время вы

Этап	Среднее время на этапе	Кто тратит время (рекрутер / менеджер / кандидат)	Узкое место? (да/нет)
Публикация вакансии			
Первые отклики			
Скрининг резюме			
Первый контакт			
Интервью 1			
Интервью 2+			
Внутреннее согласование			
Оффер			

После заполнения отметьте один-два этапа, где время расходуется явно больше, чем на остальных. Именно эти этапы стоит держать в голове, читая следующие главы книги — так вы сразу будете примерять прочитанное на свою реальную ситуацию, а не на абстрактный пример.

Что дальше

Мы разобрали, из чего состоит воронка найма, научились измерять, где именно теряется время, и разрушили несколько удобных, но неверных убеждений о том, как её ускорить. У большинства компаний первое по-настоящему узкое место обнаруживается ещё на входе в воронку — на этапе привлечения кандидатов: вакансии написаны неудачно, распространяются не там, где сидит нужная аудитория, а первый контакт с откликнувшимися затягивается. Именно с этого — с привлечения кандидатов и с того, как ИИ может ускорить этот этап, — мы и начнём практическую часть книги в следующей главе.

Глава 2. Привлечение кандидатов

Рекрутер публикует вакансию в четверг вечером. Текст выверен: обязанности, требования, «дружный коллектив», «конкурентная зарплата», «возможности роста». Всё как положено, всё как у всех. К понедельнику приходит два отклика — оба не по делу: один кандидат явно не читал требования, второй прислал резюме продавца на вакансию аналитика. Вторник, среда — тишина. К пятнице рекрутер начинает переживать не о том, что кандидатов слишком много (как было в примере с бизнес-аналитиком в главе 1), а о том, что их вообще нет.

Это зеркальная, но не менее болезненная версия той же проблемы. Мы уже выяснили, что незакрытая вакансия стоит компании реальных денег каждый день — независимо от того, простаивает она из-за затора на скрининге или из-за того, что до скрининга просто нечего доводить.

Мы выяснили, что первое по-настоящему узкое место у большинства компаний — на входе в воронку: этап публикации и привлечения. Именно здесь чаще всего теряется время ещё до того, как появляется хоть один кандидат, с которым можно работать. Причин обычно три, и они редко существуют по отдельности: вакансия написана так, что не цепляет нужных людей; она размещена не там, где эти люди её увидят; а те немногие, кто всё же откликнулся, ждут первого ответа неделями. Разберём каждую по порядку — и то, где здесь реально помогает ИИ, а где нет.

Тексты вакансий: почему объявление никого не цепляет

Средний кандидат тратит на прочтение вакансии несколько секунд, прежде чем решить — читать дальше или закрыть вкладку. За эти секунды объявление должно ответить на простой вопрос: «а что я буду реально делать и почему мне должно быть интересно откликнуться именно сюда». Большинство вакансий этот вопрос не отвечает — вместо этого они отвечают на вопрос «как выглядит вакансия, написанная по шаблону HR-отдела».

Типичные проблемы почти всегда одни и те же. Штампованные формулировки — «динамично развивающаяся компания», «дружный коллектив профессионалов» — не несут никакой информации и встречаются в тысячах других объявлений, поэтому мозг кандидата их просто пропускает. Размытые требования — «уверенный пользователь Excel», «желание развиваться» — не дают понять, кто реально подходит, а кто нет, из-за чего откликаются и нерелевантные кандидаты, и не откликаются те, кто мог бы отлично подойти, но не понял этого из текста. И, пожалуй, главное — отсутствие реальной картины дня: что человек будет делать в первую неделю, с кем взаимодействовать, какие задачи решать через месяц. Без этого вакансия остаётся набором функций, а не приглашением в конкретную работу.

Здесь ИИ решает задачу, для которой он объективно хорошо подходит: генерацию и быструю доработку текста. Дайте языковой модели исходные данные — обязанности, требования, контекст команды и продукта — и попросите несколько вариантов текста с разным акцентом: один более технический и конкретный, другой более человечный и рассказывающий о команде, третий короче и жёстче по требованиям. Это не творческая задача уровня «придумать с нуля» — это задача переработки структурированной информации в разные форматы, а именно такие задачи ИИ выполняет быстро и качественно.

Но здесь же проходит граница, о которой ещё пойдёт речь в главе 8: сгенерированный текст нельзя публиковать как есть. Модель не знает нюансов вашей корпоративной культуры, может случайно добавить требование, которого на самом деле нет, или сформулировать что-то, что прозвучит юридически некорректно применительно к дискриминационным критериям.

Роль рекрутера здесь не исчезает — она смещается с написания текста с нуля на редактуру и финальную проверку нескольких вариантов, что занимает в разы меньше времени.

Таргетинг и дистрибуция: где важно не «больше», а «туда»

В главе 1 мы разобрали заблуждение «чем больше кандидатов в воронке — тем лучше» применительно к скринингу. На этапе привлечения есть его зеркальный аналог: «чем больше площадок, где размещена вакансия — тем лучше результат». Логика столь же интуитивна и столь же обманчива. Разместить вакансию на десяти job-бордах вместо трёх не увеличивает количество релевантных откликов пропорционально — оно увеличивает количество нерелевантных откликов и распыляет бюджет на рекламу там, где нужная аудитория попросту не сидит.

Вакансия инженера-разработчика, размещённая на площадке, где основная аудитория — офисные администраторы, не даст результата независимо от качества текста. Вакансия для узкой инженерной специальности лучше сработает в профильных сообществах и телеграм-каналах, чем в массовом размещении. Вакансия массового найма (например, операторов колл-центра), наоборот, требует широкого охвата и скорее рекламных форматов, чем нишевых площадок.

Здесь ИИ помогает на уровне анализа и рекомендаций: на основе исторических данных о том, откуда приходили релевантные кандидаты на похожие позиции, модель может предложить приоритизацию каналов под конкретную роль — вместо того чтобы полагаться на «мы всегда публикуем везде». Отдельно ИИ снимает рутину дистрибуции: автоматическая адаптация одного текста под форматы разных площадок (длина, стиль, ключевые слова под алгоритмы поиска), автопостинг по расписанию, генерация вариантов для реферальных рассылок сотрудникам. Это классическая рутинная, повторяющаяся работа — именно то, где, как мы уже сформулировали в главе 1, ИИ даёт наибольший выигрыш.

Чат-боты для первого контакта: закрываем провал из главы 1

Помните паузу после интервью из главы 1 — когда нанимающий менеджер неделю не может дать обратную связь, а кандидат в это время нервничает и откликается на другие вакансии? У этапа привлечения есть точно такая же по природе, но более ранняя версия: пауза между откликом кандидата и первым ответом ему.

Кандидат откликнулся — и дальше тишина: два дня, четыре, неделя. За это время он не сидит и не ждёт: он откликается на десяток других вакансий и в первую очередь идёт туда, где ответили быстрее. Первое касание — это не про финальное решение, это простая, повторяющаяся операция: подтвердить получение отклика, задать несколько уточняющих вопросов (опыт, зарплатные ожидания, готовность к переезду или графику), предложить слоты для звонка.

Именно здесь чат-боты на основе ИИ закрывают ровно ту проблему, которую мы анонсировали в конце первой главы. Бот отвечает кандидату в течение минут, а не дней, задаёт заранее согласованные квалификационные вопросы и по итогу передаёт рекрутеру уже структурированную карточку — вместо сырого резюме без контекста. Для массового найма это может ускорить время до первого содержательного контакта в разы.

Но у этой технологии есть чёткая граница, и она проходит по тому же принципу «рутина vs решение». Бот хорошо справляется с типовыми, предсказуемыми вопросами и сбором стандартной информации. Он справляется плохо, когда кандидат задаёт нестандартный вопрос, требующий понимания контекста конкретной роли, или когда на том конце — тревожный, сомневающийся человек, которому нужен живой, эмпатичный ответ, а не шаблонная реплика.

Бот, который отвечает не по делу или звучит откровенно роботизированно на нестандартный вопрос, наносит репутационный урон бренду работодателя — иногда больший, чем просто медленный ответ.

Пример с цифрами: вакансия менеджера по работе с ключевыми клиентами

Возьмём вакансию, похожую на ту, что мы разбирали в главе 1 при расчёте time-to-hire и time-to-fill, но посмотрим на неё с другого конца воронки — с этапа привлечения.

До внедрения ИИ-инструментов: вакансия опубликована на трёх универсальных job-бордах, текст — типовой, с общими формулировками. За первую неделю — 14 откликов, из них релевантных по опыту — всего 3. Средний срок первого ответа кандидату — 5 дней.

После: текст вакансии переработан с помощью ИИ с акцентом на конкретные задачи и метрики роли, добавлен раздел «что вы будете делать в первый месяц». Распределение скорректировано — добавлена нишевая площадка для B2B-продаж, снято размещение на нерелевантном общем ресурсе. Первый контакт с откликнувшимися автоматизирован через чат-бота.

За первую неделю — 11 откликов (меньше по количеству, но выше по релевантности) — из них релевантных по опыту — 7. Средний срок первого ответа кандидату — несколько часов вместо пяти дней.

Итог: меньше входящего шума для рекрутера, больше релевантных кандидатов и первый контакт, который раньше «съедал» несколько дней, теперь практически не создаёт задержки в воронке.

Частые заблуждения

Заблуждение первое: «Чем длиннее и подробнее описание вакансии — тем лучше кандидат поймёт, что от него требуется». На практике длинный текст с исчерпывающим списком требований чаще отпугивает: кандидат видит список из двадцати пунктов и решает, что не подходит, даже если реально закрывает половину из них с запасом. Короткий, но конкретный текст работает лучше избыточно подробного.

Заблуждение второе: «Раз мы поставили чат-бота — можно не следить за первым контактом вручную». Бот снимает рутинную часть, но не заменяет периодическую проверку: правильно ли он отвечает, не звучит ли странно на нестандартные вопросы, не теряются ли кандидаты, которых бот классифицировал неверно. Автоматизация здесь требует настройки и присмотра, а не полного делегирования без контроля.

Что дальше

Мы разобрали, как ИИ помогает на входе в воронку — сделать текст вакансии заметным, разместить его там, где сидит нужная аудитория, и не терять кандидатов из-за медленного первого ответа. Но привлечь релевантных кандидатов — это только половина задачи. Как только отклики начинают поступать, возникает следующий вызов, который мы уже видели на примере ста двадцати резюме бизнес-аналитика в главе 1: как быстро и качественно отобрать из них тех, с кем действительно стоит работать дальше. Именно скринингу резюме и ИИ-скорингу кандидатов — и тому, где здесь проходит граница между эффективностью и риском алгоритмической предвзятости, — посвящена следующая глава.

Глава 3. Скрининг и отбор

Тот самый рекрутер из главы 1 — со ста двадцатью откликами на вакансию бизнес-аналитика, лежащими в очереди на полторы-две недели, — попробовал другой сценарий. Он загрузил все сто двадцать резюме в инструмент с ИИ-скринингом, задал требования вакансии как критерии, и через несколько минут получил не гору файлов, а список из пятнадцати имён, отсортированных по релевантности, с коротким объяснением по каждому: почему модель посчитала этого кандидата подходящим или нет. Полторы недели ожидания превратились в утро одного рабочего дня.

Ощущение, конечно, отличное. Но именно в этот момент — когда список кажется готовым и хочется просто взять топ-пять и назначить им звонки — начинается настоящая тема этой главы. Потому что список из пятнадцати имён — это не факт, а результат работы алгоритма, у которого есть свои сильные стороны и свои слепые зоны. И если довериться ему бездумно, можно случайно отсеять сильного кандидата или, что хуже, выстроить систему, которая систематически дискриминирует целые группы людей — незаметно для самого рекрутера.

Скрининг: где рутина заканчивается и начинается ответственность

Мы уже установили в главе 1, что скрининг резюме — одно из тех узких мест, которые съедают недели из общего time-to-fill, просто потому что у человека физически не хватает часов прочитать сотню откликов внимательно. С точки зрения принципа «ИИ эффективен там, где рутина, а не решение», скрининг — идеальный кандидат на автоматизацию: прочитать текст резюме и сопоставить его с формальными требованиями — это именно объём повторяющейся работы.

Но здесь есть важное отличие от того, что мы разбирали в главе 2 применительно к текстам вакансий и чат-ботам первого контакта. Там ошибка ИИ — это неудачная формулировка или неуместный ответ, который можно поправить или извинившись сгладить. Здесь ошибка ИИ — это конкретный человек, которого система молча вычеркнула из процесса, даже не узнав об этом. Скрининг — это точка, где рутинная задача незаметно перетекает в решение, влияющее на судьбу конкретного кандидата. Именно поэтому эта глава — не только про скорость, но и про то, где скорость нужно сознательно притормозить.

Автопарсинг резюме: что на самом деле делает алгоритм

Начнём с той части, где ИИ действительно силён без всяких «но». Автопарсинг — это извлечение структурированных данных из неструктурированного текста резюме: опыт работы в годах, конкретные должности, упомянутые навыки и инструменты, образование, локация, ожидания по зарплате, если они указаны. Человеку, чтобы вытащить эти данные из ста двадцати разноформатных PDF-файлов, нужны часы. Языковая модель делает это за секунды на файл, и что важнее — делает это последовательно: не устаёт к сотому резюме, не начинает читать «по диагонали» к вечеру пятницы, как это неизбежно происходит с человеком.

Практическая польза здесь прямая. Вместо того чтобы рекрутер вручную сверял каждое резюме со списком из десяти требований вакансии, система делает это сопоставление автоматически и выдаёт результат в виде таблицы: кандидат — какие требования закрывает, какие не закрывает, какие данные отсутствуют или неясны. Это не решение «брать или не брать» — это структурирование информации, на основе которой решение принимать быстрее и точнее.

Важная деталь, о которой часто забывают: качество автопарсинга сильно зависит от качества исходного текста резюме. Если кандидат оформил документ нестандартно — в виде инфографики, с нетипичной структурой разделов, на языке, отличном от ожидаемого, — парсинг может ошибиться и потерять важную информацию. Это не гипотетический риск: нестандартно оформленные резюме нередко присылают именно нетипичные, но потенциально сильные кандидаты — те, кто пришёл в профессию через нестандартный путь. Здесь стоит закладывать в процесс простое правило: если система не смогла уверенно распарсить резюме (низкая «уверенность» в разборе, пустые обязательные поля), оно не отправляется автоматически в «отсев», а помечается для ручной проверки. Автопарсинг снимает рутину чтения, но не должен снимать ответственность за то, что происходит с теми, кого система не поняла.

Скоринг по компетенциям против скоринга по ключевым словам

Здесь стоит разделить два принципиально разных подхода, которые внешне выглядят похоже — оба выдают некий «балл» кандидату, — но работают совершенно по-разному и дают разное качество результата.

Скоринг по ключевым словам — более старый и до сих пор широко используемый в базовых ATS-системах подход. Система ищет в тексте резюме конкретные слова и фразы из описания вакансии и присваивает балл за каждое совпадение. Кандидат, который написал в резюме «SQL» — получает балл. Кандидат, который написал «работал с реляционными базами данных, писал запросы для выгрузки отчётности», но не упомянул слово «SQL» буквально, — не получает, хотя по сути обладает ровно тем навыком, который искали. Это создаёт два типа ошибок одновременно: ложные отсевы сильных кандидатов, которые просто иначе сформулировали свой опыт, и ложные пропуски слабых кандидатов, которые вписали в резюме модные слова, не имея реального опыта за ними.

Скоринг на основе современных языковых моделей работает иначе: он оценивает смысл, а не совпадение строк. Модель «понимает», что «писал запросы для выгрузки отчётности из реляционной базы» семантически близко к требованию «опыт работы с SQL», даже если буквального слова нет. Это резко снижает число ложных отсевов по формальному признаку формулировки.

Но здесь важно не впасть в другую крайность — представление, что смысловой скоринг автоматически «умнее» и «справедливее» просто потому, что он современнее. Смысловой скоринг тоже оценивает не реальные навыки человека, а то, насколько убедительно текст резюме описывает эти навыки. Кандидат, который умеет хорошо описывать свой опыт (или которому помогли с этим составлением текста — в том числе, иронично, тем же ИИ), получит более высокий балл, чем кандидат с таким же реальным опытом, но менее выразительным текстом. Формулировка навыков и сама квалификация — это не одно и то же, и ни один из двух подходов к скорингу это расхождение полностью не устраняет.

Практический вывод для рекрутера: смысловой скоринг — это лучший инструмент для первичной сортировки большого объёма, чем скоринг по ключевым словам, и в этом смысле его стоит предпочитать. Но результат в любом случае — это гипотеза о релевантности кандидата, которую предстоит проверить на следующих этапах воронки, а не окончательный вердикт.

Риски предвзятости: откуда алгоритм берёт свои представления о «хорошем кандидате»

Здесь начинается тема, которую нельзя пропускать, даже если очень хочется просто ускорить процесс и двигаться дальше. Модель скоринга — не абстрактный судья, который оцени-

вает кандидатов «объективно». Она обучена на данных, и если эти данные отражают решения людей, принятые в прошлом, — модель с высокой вероятностью воспроизведёт логику этих решений, включая её предвзятости, только теперь в промышленном масштабе и без явного участия человека, который мог бы эту предвзятость осознать и остановить.

Механизм здесь довольно прозаичный. Если модель училась (напрямую или через размеченные данные, которые использовал разработчик инструмента) на исторических примерах «успешных найм в компании X», а в прошлом в компании X на определённые роли систематически нанимали выпускников конкретных университетов, людей определённого возраста или без длинных перерывов в карьере — модель усвоит эти закономерности как признаки «хорошего кандидата», даже если никто явно не просил её учитывать возраст или вуз. Классический и хорошо документированный в индустрии пример — системы скоринга, которые начинали занижать оценки резюме, где упоминались женские спортивные клубы или чисто женские учебные заведения, просто потому что в обучающих данных такие резюме реже соответствовали профилю «успешного найма» в технической компании с исторически мужским составом команды.

Особенно коварны пробелы в резюме — временные промежутки без официальной занятости. Модель, обученная на исторических данных, где кандидаты с длинными пробелами реже получали приглашения, будет занижать балл всем, у кого есть такой пробел, — не различая, стоит ли за этим декретный отпуск, забота о больном родственнике, смена профессии через переобучение или просто период целенаправленного поиска, а не признак ненадёжности. Формально возраст, пол или семейное положение в такой модели вообще не фигурируют как критерий — но результат оказывается практически идентичен прямой дискриминации по этим признакам, только скрытой за слоем статистических корреляций.

Отсюда прямо следуют юридические ограничения, о которых нужно знать заранее, а не постфактум. В большинстве юрисдикций трудовое законодательство запрещает дискриминацию по защищённым признакам (пол, возраст, инвалидность, национальность и ряд других) независимо от того, принял ли решение человек или алгоритм — юридическая ответственность за дискриминационный отбор лежит на компании, использующей инструмент, а не на его разработчике. Это означает, что «мы просто использовали инструмент, который так посчитал» не является защитой в случае претензии или судебного разбирательства. Компания обязана быть в состоянии объяснить, по каким критериям был произведён отбор, и по запросу показать, что эти критерии не коррелируют с защищёнными признаками — то есть алгоритм должен быть аудируемым, а не «чёрным ящиком», результатам которого просто доверяют.

Практический вывод здесь простой и не отменяет пользу от скоринга: относиться к нему как к инструменту первичной сортировки под присмотром человека, а не как к автономному фильтру. Random-проверка — регулярная ручная сверка выборки отсеянных резюме (а не только принятых) — должна быть встроена в процесс с самого начала, а не появляться как реакция на жалобу.

Пример с цифрами: что показала проверка топ-15

Вернёмся к рекрутеру со ста двадцатью резюме бизнес-аналитика и его списком из пятнадцати кандидатов после ИИ-скоринга. До внедрения скоринга ручной просмотр всех ста двадцати резюме занимал у рекрутера примерно шестнадцать часов чистого времени — то есть два полных рабочих дня, растянутых на полторы-две недели из-за параллельных задач. Итоговый список для звонков формировался почти интуитивно, без систематической сверки, и в среднем содержал восемь-десять кандидатов.

После внедрения смыслового скоринга: автопарсинг и ранжирование заняли около пятнадцати минут машинного времени, после чего рекрутер потратил ещё два часа не на сам скри-

нинг, а на выборочную ручную проверку — просмотрел все пятнадцать кандидатов из топа модели, а также случайную выборку из двадцати резюме, которые модель оценила как нерелевантные, специально чтобы проверить качество отсева.

Результат проверки: из топ-15 четырнадцать кандидатов действительно выглядели релевантными при внимательном ручном чтении — модель ошиблась только в одном случае, переоценив кандидата, который упомянул нужные инструменты в контексте курса, а не реального проекта. Но в выборке из двадцати «отсеянных» резюме нашлись два кандидата с сильным реальным опытом, которых модель занизила: у одного была явная корреляция с длинным перерывом в карьере (полтора года ухода за ребёнком), у второго — нестандартно оформленное резюме в виде портфолио с ссылками, которое парсинг не смог корректно разобрать.

Итог: общее время рекрутера сократилось с шестнадцати часов до чуть более двух — почти восьмикратный выигрыш по скорости. Но без выборочной проверки отсеянных резюме двое сильных кандидатов были бы потеряны навсегда, а компания рисковала бы претензией по дискриминации хотя бы в отношении кандидата с перерывом на декрет. Скорость и качество отбора здесь не противоречат друг другу — но только при условии, что человек продолжает выборочно контролировать не только тех, кого алгоритм выбрал, но и тех, кого он отверг.

Частые заблуждения

Заблуждение первое: «ИИ объективнее человека, потому что у него нет предрассудков». Это, пожалуй, самое опасное заблуждение во всей теме скрининга — именно потому что оно звучит логично. У модели действительно нет сознательных предрассудков в человеческом смысле. Но она обучена на данных, отражающих прошлые решения людей, и наследует статистические закономерности этих решений, включая дискриминационные, только без явного намерения и без возможности «одуматься» — потому что у алгоритма нет совести, которая могла бы среагировать на неловкость ситуации, как это иногда происходит у человека.

Заблуждение второе: «Раз это просто балльная система — можно доверять топ-10 без дополнительной проверки». Балл, который выдаёт модель, выглядит убедительно именно потому, что он числовой и кажется объективным измерением. Но, как мы разобрали выше, этот балл — продукт конкретной модели с конкретными данными обучения, а не физическая величина вроде температуры. Ровно то же самое численное представление результата подтолкнуло не одну компанию отключить критическое мышление там, где оно нужнее всего.

Что дальше

Скоринг сузил список кандидатов, но сам факт высокого балла ничего не говорит о том, подойдёт ли этот человек команде по стилю работы, культуре или тому, как он реагирует на нестандартные ситуации — а это уже не рутинная задача, а решение, которое, как мы договорились в главе 1, остаётся за человеком. Определить, кто из сокращённого списка на самом деле стоит приглашения на разговор, — задача следующего этапа воронки.

Прежде чем перейти туда, зафиксируйте практику в своей компании — небольшой чек-лист, который стоит пройти перед тем, как доверять ИИ-скорингу принимать решения за вас:

- Можете ли вы (или ваш поставщик инструмента) объяснить, на основе каких данных обучена модель скоринга, и есть ли в этих данных исторические решения вашей же компании?

Конец ознакомительного фрагмента.

Текст предоставлен ООО «Литрес».

Прочитайте эту книгу целиком, [купив полную легальную версию](#) на Литрес.

Безопасно оплатить книгу можно банковской картой Visa, MasterCard, Maestro, со счета мобильного телефона, с платежного терминала, в салоне МТС или Связной, через PayPal, WebMoney, Яндекс.Деньги, QIWI Кошелек, бонусными картами или другим удобным Вам способом.