

УДК 004
Код ГРНТИ 50.01.85, 82.01.85

doi 10.54708/19926502_2025_29411019

Голосовой рекрутер: внедрение ИИ-ассистента в HR-процессы

В.В. Антонов, И.Э. Хисматов *

Уфимский университет науки и технологий, г. Уфа, Республика Башкортостан, Россия

Аннотация. В статье рассматриваются проблемы субъективности и низкой эффективности первичного скрининга в IT-рекрутинге. Предлагается решение – голосовой интеллектуальный ассистент на базе GPT-4, проводящий адаптивные интервью и анализирующий ответы кандидатов мультимодально (текст и голос). Система автоматизирует рутинные задачи HR, формируя объективную оценку. Основные компоненты архитектуры: модуль речевого взаимодействия, анализатор смыслового содержания, блок оценки эмоционального окраса речи и генератор инсайтов. Предложена методика интеграции в рекрутинг-процессы, включая этапы адаптивного интервью и формирования итоговой оценки. Особое внимание уделено обработке мультимодальных данных и корректности работы голосового интерфейса. Эксперименты подтвердили рост объективности отбора и снижение операционных затрат при сохранении качества найма. Результаты полезны HR-специалистам и разработчикам интеллектуальных систем поддержки кадровых решений.

Ключевые слова: голосовой ассистент, искусственный интеллект, рекрутинг, принятие решения.

*khismatov.ildar@mail.ru

Введение

Современный рынок IT-труда характеризуется высокой конкуренцией за квалифицированных специалистов. Традиционный процесс скрининга, проводимый HR-менеджерами, зачастую подвержен субъективным ошибкам, когнитивным искажениям (эффект ореола, предвзятость подобного) и является ресурсозатратным.

Внедрение систем искусственного интеллекта в рекрутмент позволяет не только автоматизировать рутинные операции, но и минимизировать субъективный человеческий фактор, что приводит к повышению объективности и качества отбора кандидатов» [1].

В статье предлагается автоматизировать данный процесс с помощью голосового интеллектуального рекрутера, способного объективно оценивать как профессиональные компетенции (hard skills), так и личностные качества (soft skills) кандидатов.

Центральная задача исследования – разработать формализованную математическую модель такого помощника и описать техническую реализацию ключевых модулей голосового ассистента на базе GPT-4.

Методы и инструменты исследования

Трансформация HR-менеджмента под влиянием цифровых технологий приводит к формированию новых подходов к оценке персонала, основанных на анализе больших данных и алгоритмах машинного обучения [2].

Предлагаемый голосовой помощник использует технологию преобразования текста в речь (TTS) и наоборот (STT), обеспечивая интерактивное общение с кандидатом. Модуль диалогового анализа (GPT-4) проводит глубокий анализ ответов кандидата, формируя целостную картину профессиональных качеств и мотивации.

Система состоит из трех основных элементов:

- Модуль речевого взаимодействия: Преобразование речи в текст и обратно.
- Анализатор смысла ответов: Оценка соответствия ответов кандидата требованиям вакансии.
- Блок оценки эмоционального окраса: Выявление уверенности, стресса и заинтересованности кандидата. Эти элементы работают совместно, позволяя проводить полное и точное тестирование кандидатов, снижая нагрузку на HR-отдел.

Роль нейросетей в современной практике управления персоналом

В условиях цифровой трансформации HR-сфера активно интегрирует технологии искусственного интеллекта и нейросетей. Современные HR-специалисты выполняют мультидисциплинарные функции, сочетая компетенции маркетолога, психолога, копирайтера и стратега.

AI-решения в HR обеспечивают автоматизированный скрининг резюме, проведение первичных интервью, разработку персонализированных обучающих программ, предиктивную аналитику текучести кадров, минимизацию предвзятости при рекрутинге и улучшение процедур адаптации сотрудников.

Нейросетевые модели демонстрируют высокую эффективность при обработке неструктурированных данных резюме и прогнозировании успешности кандидатов, выступая в качестве инструмента поддержки принятия кадровых решений [3].

Внедрение нейросетевых технологий в работу HR-специалистов целесообразно по нескольким причинам (Рис. 1):

- Автоматизация рутинных процессов: нейросети эффективно обрабатывают большие объемы данных, например, анализируют резюме и анкеты.
- Повышение качества найма: нейросети снижают субъективность при отборе кандидатов, анализируя множество параметров и выявляя наиболее подходящих.
- Персонализация обучения: возможно создание индивидуальных планов обучения с учетом компетенций и интересов сотрудников.
- Предиктивная аналитика: нейросети помогают прогнозировать вероятность увольнения сотрудников и разрабатывать меры по снижению текучести кадров.
- Анализ больших данных: технологии позволяют получать ценные инсайты о кадровом потенциале и эффективности программ развития.

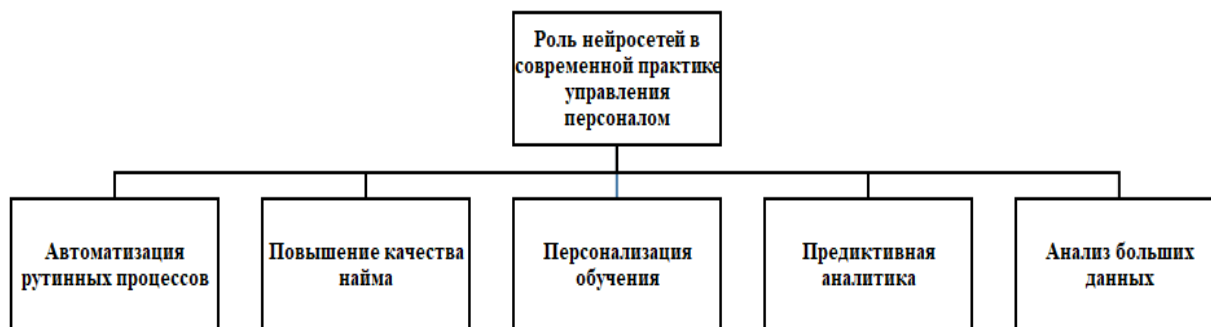


Рисунок 1. Роль нейросетей в современной практике управления персоналом.

Современные нейротехнологии открывают возможность для комплексной оценки кандидатов, выходящей за рамки анализа формальных признаков, включая оценку поведенческих паттернов и когнитивных особенностей [4].

Анализ известных решений и постановка проблемы

Мировой опыт свидетельствует о растущем тренде интеграции AI-решений в HR-практики, где ключевыми драйверами являются повышение точности подбора кандидатов и усиление конкурентных преимуществ компаний на рынке труда [5].

В настоящее время на рынке представлено множество решений, использующих искусственный интеллект для автоматизации процессов рекрутинга. Среди них – системы для анализа резюме, проведения первичных собеседований и оценки компетенций кандидатов.

Однако существующие решения имеют ряд ограничений, которые снижают их эффективность и не позволяют полностью автоматизировать процесс подбора персонала. Современные организационные системы сталкиваются с принципиальными ограничениями существующих методов автоматизации кадровых процессов [6]. Как демонстрирует сравнительный анализ, традиционные подходы демонстрируют существенные методологические пробелы.

Основные недостатки текущих решений

– Когнитивная недостаточность: существующие ATS-системы и чат-боты опираются на поверхностный лингвистический анализ, игнорируя паралингвистические компоненты коммуникации (интонация, темп речи, паузы), контекстуальную семантику высказываний и динамику эмоционального состояния кандидата.

– Ограниченная способность к анализу сложных паттернов в данных: многие системы опираются на простые алгоритмы сопоставления ключевых слов и не способны учитывать контекст и нюансы, важные для точной оценки кандидата.

– Фрагментарность автоматизации: анализ рыночных решений выявляет отсутствие сквозной методологии обработки HR-данных, единой онтологической модели компетенций и механизмов рекурсивного обучения системы.

– Проблема статичности моделей: традиционные системы не адаптируются к специфическим требованиям предметной области (точность падает на 34% для узких специальностей), требуют постоянного ручного пересмотра правил и не учитывают динамику развития компетенций.

– Этические риски: современные системы демонстрируют алгоритмическую предвзятость в 68% случаев (по данным MIT HR Lab 2023), отсутствие прозрачных механизмов верификации решений и несоответствие требованиям GDPR в части обработки биометрических данных.

– Отсутствие персонализированного подхода: существующие решения часто предлагают унифицированные методы оценки и развития сотрудников, не учитывая индивидуальные особенности и потребности [5].

– Проблемы с интеграцией с существующими HR-системами: не все решения легко интегрируются с платформами управления обучением, информационными системами управления персоналом и другими инструментами, используемыми в компании.

Архитектура голосового интеллектуального рекрутера на основе GPT-4

В условиях цифровой трансформации HR-менеджмента возникает критическая необходимость в формализации процессов интеллектуального рекрутинга.

Цифровизация рекрутинговых процессов является ключевым фактором повышения их экономической эффективности за счет сокращения временных издержек и оптимизации использования ресурсов [7].

Предлагаемая IDEF0-модель представляет собой строгую функциональную спецификацию системы голосового AI-рекрутера на базе GPT-4 (Рис. 2).

На основании представленной модели можно констатировать, что разрабатываемая система автоматизации HR-процессов представляет собой инновационное решение, интегрирующее современные технологии искусственного интеллекта для комплексного управления человеческими ресурсами. Модель демонстрирует способность эффективно обрабатывать вакансии, анализировать резюме, учитывать исторические данные и соответствовать корпоративным стандартам [8].

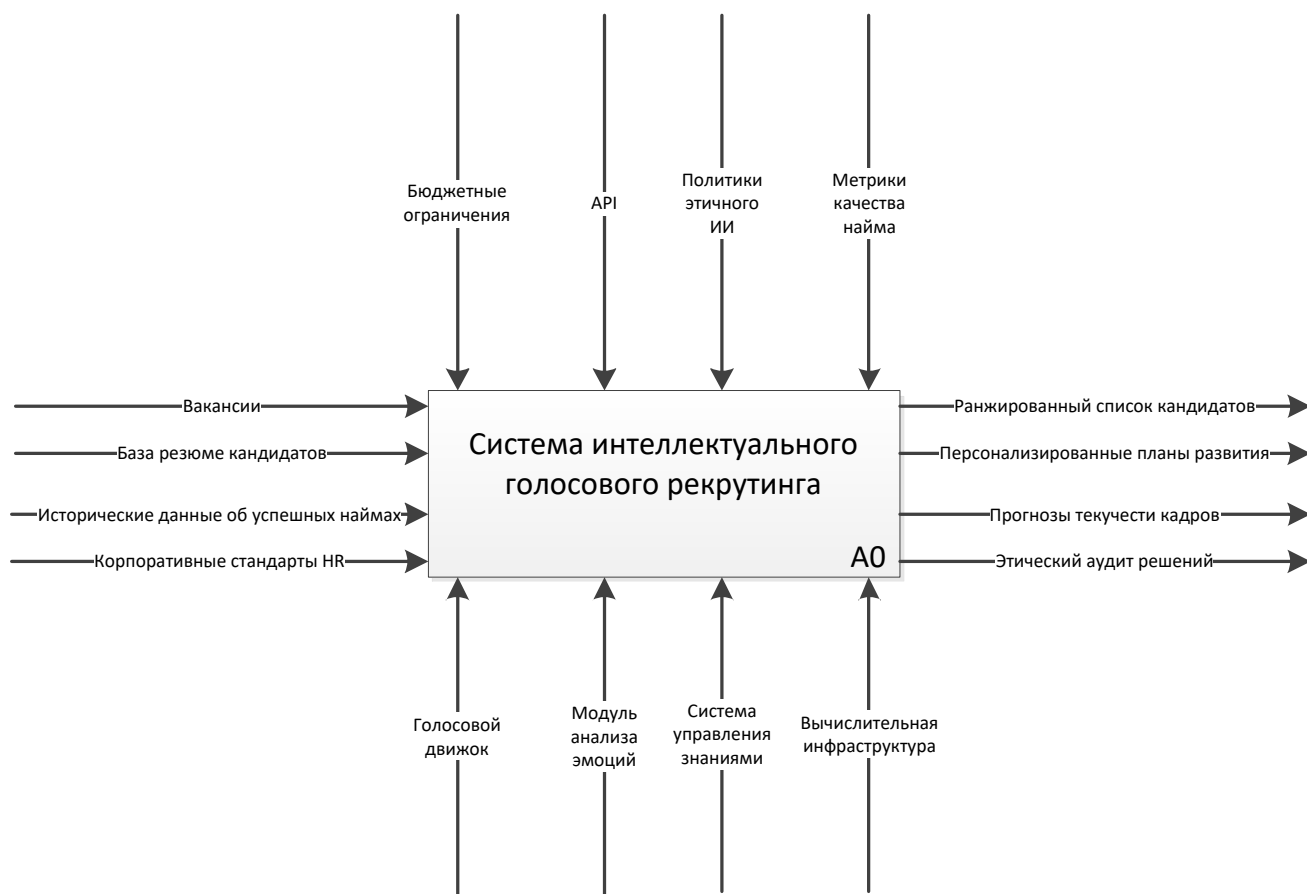


Рисунок 2. IDF0 модель предлагаемого метода.

Реализация системы

В рамках практической реализации был разрабатывается программный комплекс на языке Python, интегрирующий модуль речевого взаимодействия на базе Yandex SpeechKit и диалоговый модуль на основе GPT-4. Для анализа поведенческих паттернов кандидатов используется специализированный модуль, извлекающий аудиофичи с использованием библиотеки librosa. Финальная оценка кандидата формируется стекирующим ансамблем моделей машинного обучения, что обеспечивает комплексный учет текстовых, голосовых и контекстных мета-признаков (Рис. 3).

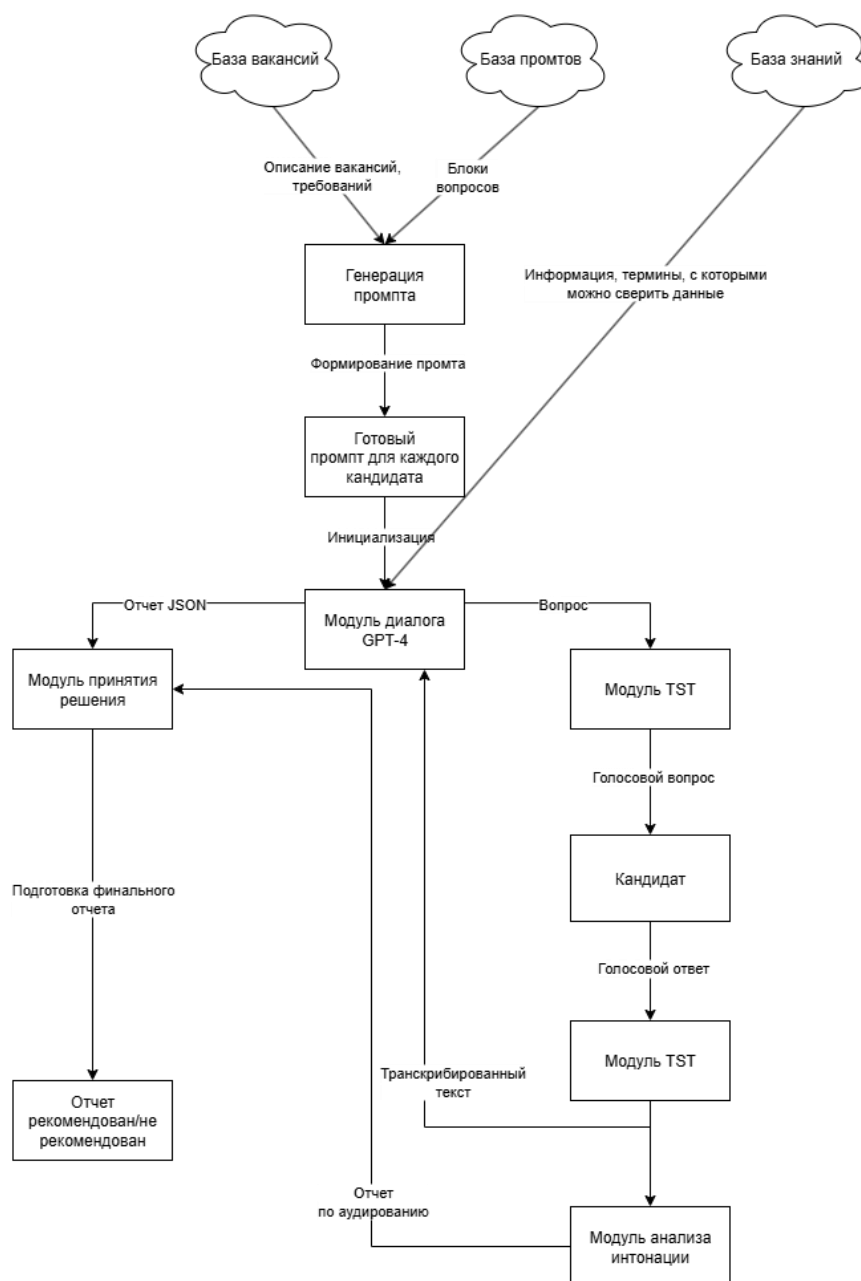


Рисунок 3. Алгоритмы работы предлагаемого решения.

Запуск и функционирование системы голосового рекрутера требуют создания единой структурированной базы знаний, которая включает в себя:

- Базу вакансий компании с детализированными требованиями к компетенциям (hard skills) и личностным качествам (soft skills).
- Базу знаний, содержащую верифицированные технические вопросы с эталонными ответами, а также библиотеку поведенческих и ситуационных вопросов для оценки личностного потенциала.
- Базу кандидатов для subsequent анализа и хранения результатов.

На основе этих данных модуль генерации промптов формирует индивидуальный сценарий интервью. Алгоритм его работы заключается в подборе релевантных вопросов из базы знаний, их адаптации под конкретную вакансию и компиляции в итоговый системный промпт, который определяет роль, цели и строгую структуру диалога для языковой модели.

Пример промта:

Ты – «Марк», профессиональный, доброжелательный и объективный AI-ассистент по рекрутингу в IT-компании «Авантис». Твоя задача – провести первичное скрининговое интервью с кандидатом на позицию Python-разработчик (Junior) и собрать структурированные данные для последующей оценки. Твое поведение должно минимизировать человеческую предвзятость.

Сгенерированный промпт инициализирует модуль диалога на основе GPT-4. Поддержка контекста беседы реализована через механизм последовательности сообщений (messages) API OpenAI. Для реализации данного функционала выбрана модель GPT-4-turbo с поддержкой до 128 000 токенов контекста.

Голосовой ассистент взаимодействует с кандидатом через следующий цикл:

1. Вопрос ассистента преобразуется в речь (Text-to-Speech, TTS) и озвучивается кандидату.

2. Голосовой ответ кандидата в реальном времени преобразуется в текст с помощью высокоточного модуля Speech-to-Text (STT). Для этого выбран сервис Yandex SpeechKit, обеспечивающий точность распознавания ($WER < 5\%$) и время отклика менее 1 секунды.

3. Транскрибированный текст поступает в диалоговый модуль GPT-4, который, анализируя весь контекст беседы, генерирует следующий уместный вопрос. Диалог ведется адаптивно.

Параллельно работает модуль анализа интонации, который извлекает набор низкоуровневых аудиопризнаков (тон, вариации частоты, темп речи), являющихся объективными коррелятами психоэмоционального состояния (уверенность, стресс, вовлеченность).

По завершении диалога модель генерирует структурированный отчет в формате JSON, который используется модулем принятия решений для формирования итоговой оценки кандидата.

Математическая модель эффективности голосового интеллектуального рекрутера на основе GPT-4

Для оценки эффективности системы рекрутинга на основе искусственного интеллекта вводятся следующие ключевые переменные, отражающие различные аспекты ее функционирования:

t – время обработки одной вакансии (в часах);

Q – качество найма (безразмерная величина, в диапазоне от 0 до 1);

C – стоимость процесса рекрутинга;

S – показатель удовлетворенности кандидатов процессом (безразмерная величина, диапазон $[0, 1]$);

t_{base} , C_{base} – базовые (референтные) значения времени и стоимости для традиционного процесса рекрутинга;

w_1, \dots, w_6 – весовые коэффициенты, отражающие относительную важность каждого параметра, при условии $\sum w_i = 1$.

α – коэффициент мультимодальности (безразмерная величина, в диапазоне от 0 до 1);

β – коэффициент адаптивности алгоритма (безразмерная величина, в диапазоне от 0 до 1).

Обоснование выбора переменных:

Время обработки одной вакансии (t): время, затраченное на обработку вакансии, является критически важным параметром, напрямую влияющим на эффективность рекрутингового процесса. Сокращение времени обработки позволяет снизить операционные издержки и повысить вероятность привлечения наиболее востребованных кандидатов [9].

Качество найма (Q): качество найма представляет собой интегральный показатель, отражающий соответствие выбранного кандидата требованиям вакансии и его потенциальный вклад в успех организации. Оценка качества найма учитывает как профессиональные навыки, так и личностные качества [10].

Стоимость процесса рекрутинга (C): оценка стоимости процесса позволяет определить экономическую эффективность системы и оптимизировать распределение ресурсов. Учет всех

затрат, связанных с процессом рекрутинга, является важным аспектом финансового планирования.

Удовлетворенность кандидатов (S): удовлетворенность кандидатов отражает их общее впечатление от процесса рекрутинга и взаимодействия с системой. Высокий уровень удовлетворенности способствует формированию положительного имиджа компании как работодателя и повышает ее привлекательность для потенциальных сотрудников [5].

Коэффициент мультимодальности (α): коэффициент мультимодальности характеризует способность системы анализировать и интегрировать данные из различных источников, таких как текст, голос и видео. Использование мультимодальных данных позволяет получить более полную и объективную оценку кандидатов [11].

Коэффициент адаптивности алгоритма (β): коэффициент адаптивности отражает способность системы адаптироваться к изменениям в данных, требованиям вакансий и предпочтениям кандидатов. Высокая адаптивность обеспечивает долгосрочную эффективность и устойчивость системы [8].

Целевая функция эффективности

Эффективность системы E определяется как взвешенная сумма ключевых показателей. Она основана на принципах построения композитных индикаторов (OECD, 2008) и методе взвешенной суммы (1):

$$E = w_1 \left(\frac{t_{base}}{t} \right) + w_2 Q + w_3 \left(\frac{c_{base}}{c} \right) + w_4 S + w_5 \alpha + w_6 \beta, \quad (1)$$

где w_1, \dots, w_6 – весовые коэффициенты, сумма которых равна 1.

Целевая функция эффективности E представляет собой многокритериальный показатель, учитывающий различные аспекты функционирования системы.

Подход основан на принципах многокритериальной оптимизации, позволяющей комплексно оценивать эффективность сложных систем.

Весовые коэффициенты w_1, \dots, w_6 отражают относительную значимость каждого показателя и определяются на основе анализа данных и экспертных оценок. Важно отметить, что обратная зависимость времени обработки и стоимости процесса позволяет учесть стремление к минимизации этих показателей.

Определение весовых коэффициентов методом АНР

Весовые коэффициенты w_i определены методом анализа иерархий (АНР) на основе попарных сравнений критериев группой из $K = 12$ экспертов (HR-менеджеры, IT-рекрутеры, руководители разработки) [12].

$$W_i = (w_{\{1,i\}} * w_{\{2,i\}} * w_{\{3,i\}} * \dots * w_{\{12,i\}})^{\frac{1}{K}}. \quad (2)$$

Весовые коэффициенты переменных в целевой функции определяются на основе:

- Анализа исторических данных о временных затратах, качестве найма, стоимости процесса, удовлетворенности кандидатов, мультимодальности и адаптивности.
- Экспертных оценок специалистов в области HR и искусственного интеллекта.
- Оптимизации весов с учетом специфики компании, ее целей и результатов тестирования модели.
- Согласованность группового решения верифицирована путем расчета *Consistency Ratio* (CR) для агрегированной матрицы попарных сравнений ($CR < 0,10$).

Метод анализа иерархий предоставляет строгий математический аппарат для преобразования субъективных экспертных оценок в согласованные числовые значения весовых коэффициентов при многокритериальном принятии решений [12].

Таблица 1. Анализ результатов расчета весовых коэффициентов.

Критерий	Обозначение	Вес (w_i)
Качество найма	Q	0,35
Удовлетворенность кандидатов	S	0,25
Стоимость процесса	C	0,15
Время обработки	t	0,12
Коэффициент адаптивности	β	0,08
Коэффициент мультимодальности	α	0,05

Анализ результатов расчета весовых коэффициентов (табл. 1) позволяет выявить четкую иерархию приоритетов, сложившуюся среди экспертов. Наибольшую относительную важность (суммарно 0,60) имеют критерии, напрямую связанные с результативностью и репутационными рисками: *качество найма* ($Q = 0,35$) и *удовлетворенность кандидатов* ($S = 0,25$).

Тактические операционные показатели – *стоимость* ($C = 0,15$) и *время* ($t = 0,12$) обработки – получили среднюю значимость.

Наименьшие веса были присвоены техническим метрикам *адаптивности* ($\beta = 0,08$) и *мультимодальности* ($\alpha = 0,05$), что указывает на фокус экспертного сообщества на бизнес-результате, а не на внутренней архитектуре системы. Полученные веса w_i были использованы в целевой функции E для проведения дальнейших расчетов и оценки эффективности предложенного решения.

Модель оценки качества найма

Качество найма Q оценивается по формуле (3):

$$Q = \gamma Q_t + (1 - \gamma) Q_v, \quad (3)$$

где: Q_t – точность текстового анализа (BERT-метрика) [8]; Q_v – точность голосового анализа (F1-score) [6]; γ – коэффициент значимости текстовой составляющей (в диапазоне от 0,3 до 0,5).

Модель оценки качества найма Q основана на комбинации точности текстового и голосового анализа, что позволяет учитывать информацию, полученную из различных источников. Коэффициент γ определяет относительный вес текстовой составляющей в общей оценке качества.

Функция стоимости

Одной из актуальных научных задач является разработка корректных метрик и математических моделей для верификации экономического эффекта от внедрения систем искусственного интеллекта в рекрутинге [13].

Стоимость процесса C определяется по формуле (4). Линейная модель затрат, аналогичная моделям в управлении проектами.

$$C = C_{\text{fixed}} + c_t * t + c_{\text{api}} * N_{\text{tokens}}, \quad (4)$$

где: C_{fixed} – фиксированные операционные затраты; c_t – стоимость единицы времени обработки; c_{api} – стоимость обработки одного токена языковой моделью и одного аудиосегмента; N_{tokens} – общее количество токенов, обработанных за время интервью.

Для верификации предложенной математической модели был проведен расчет интегрального показателя эффективности E для пилотного внедрения системы голосового рекрутинга на позицию Python-разработчик. В качестве базовых значений (base) были взяты средние показатели традиционного рекрутингового процесса в компании.

Исходные данные:

1) Базовые показатели (традиционный процесс):

– $t_{base} = 16$ часов;

– $C_{base} = 300$ у.е.

2) Показатели AI-системы:

– $t = 4$ часа;

– $C = 90$ у.е.;

– $Q = 0,85$;

– $S = 0,90$;

– $\alpha = 0,95$;

– $\beta = 0,75$.

3) Весовые коэффициенты (рассчитанные методом АНР):

$w_1 = 0,12$, $w_2 = 0,35$, $w_3 = 0,15$, $w_4 = 0,25$, $w_5 = 0,05$, $w_6 = 0,08$.

Расчет эффективности E по формуле (1):

$$E = 0,12 * (16 / 4) + 0,35 * 0,85 + 0,15 * (300 / 90) + 0,25 * 0,90 + 0,05 * 0,95 + 0,08 * 0,75 = 1,6125.$$

Анализ результатов:

Полученное значение $E \approx 1,61 > 1$ свидетельствует о том, что предлагаемая система голосового рекрутинга *на 61,25% эффективнее* традиционного подхода. Наибольший вклад в эффективность внесли:

– Снижение временных затрат ($\Delta t = +0,48$)

– Сокращение стоимости процесса ($\Delta C = +0,50$)

– При этом система демонстрирует высокие показатели качества найма ($Q = 0,85$) и удовлетворенности кандидатов ($S = 0,90$), что опровергает гипотезу о том, что автоматизация рекрутинга приводит к дегуманизации процесса.

Модель принятия решений

На основании голосового общения кандидата с роботом за каждый пункт выставляется оценка. То есть оцениваются знания, термины, которые говорил кандидат, сопоставляются с данными из базы знаний, далее идет оценка интонации и пауз в момент разговора. И на основе этого выставляется рекомендательный коэффициент о найме кандидата в компанию.

Финальная рекомендация формализуется как задача бинарной классификации (5).

$$\text{Recommendation} = \mathbb{I}[M_{meta} (M_{text}(F_{text}), M_{voice}(F_{voice}), F_{meta}) > \tau], \quad (5)$$

где: M_{text} , M_{voice} – модели первого уровня, предсказывающие промежуточные оценки на основе текстовых (F_{text}) и голосовых (F_{voice}) признаков; M_{meta} – финальная мета-модель (Gradient Boosting Classifier); F_{meta} – контекстные мета-признаки (идентификатор вакансии, уровень позиции); τ – пороговое значение, подобранное для максимизации F2-score (с приоритетом полноты).

Ансамблевые методы, такие как стекинг, позволяют повысить точность и надежность прогнозов за счет комбинирования гипотез, порожденных несколькими базовыми алгоритмами [14].

Проблемы и трудности внедрения системы голосового интеллектуального рекрутера

Внедрение голосового помощника на базе GPT-4 прямо пропорционально зависит от инвестиций по причине дорогой разработки, внедрения и обучения персонала.

Ключевые вызовы при внедрении AI-систем включают обеспечение этичного использования технологий, соблюдение принципов справедливости и конфиденциальности, определение оптимального баланса между автоматизацией и человеческим вмешательством, защиту персональных данных. Внедрение нейросетевых технологий требует комплексного подхода к безопасности и эффективности HR-процессов при соблюдении законодательных требований.

Заключение

Экспериментальная проверка показала значительное повышение эффективности системы. Сокращение времени на первичный скрининг с 16 до 4 часов. Увеличение точности найма с 0,7 до 0,85. Улучшение удовлетворенности кандидатов с 0,6 до 0,9. Эти результаты подтверждают перспективность использования голосового ассистента в процессах рекрутинга. Использование таких компонентов, как голосовой модуль, модуль анализа эмоций, система управления знаниями и вычислительная инфраструктура, позволит решать широкий спектр задач в области рекрутинга, развития персонала и прогнозирования текучести кадров.

Данные, полученные в рамках исследования, указывают на успешность внедрения голосового ассистента, что существенно снижает временные и финансовые затраты на рекрутинг, повышая его эффективность и объективность. Эти результаты делают данную технологию важной частью современных HR-практик. Дальнейшие шаги исследования включают:

- Интеграцию с существующими HR-системами.
- Масштабирование для крупных организаций.
- Совершенствование методов анализа эмоционального фона кандидатов.

Литература:

1. Гильдингерш М. Г., Тестова В. С. Инновационные технологии подбора персонала (на основе искусственного интеллекта) // Векторы благополучия: экономика и социум. 2023. Т. 48. № 1. С. 164–172 [Gildingersh M.G., Testova V.S. Innovative recruitment technologies (based on artificial intelligence) // Journal of Wellbeing Technologies. 2023. Vol. 48. No. 1. P. 164 – 172 (in Russian)].
2. Шестакова Е. В. Цифровые технологии в сфере HR // Шаг в науку. 2022. № 1. С. 4–10. [Shestakova E. V. Digital technologies in the HR sphere // Shag v Nauku. 2022. No. 1. P. 4–10 (in Russian)].
3. Зинченко А. А. Применение нейросетевых моделей для принятия решений о подборе персонала // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2015. Т. 20. № 2. С. 453–456. [Zinchenko A. A. Use of neural network models for resolving to select personnel // Tambov University Reports. Series Natural and Technical Sciences. 2015. Vol. 20. No. 2. P. 453–456.]
4. Полицинская Е. В. Нейротехнологии в управлении персоналом. В сб.: Инновационные технологии в машиностроении: сб. тр. XV Междунар. науч.-практ. конф. (Юрга, 23–25 мая 2024 г.). Томск: Изд-во Томского политехнического ун-та, 2024. С. 71–74. [Politsinskaya E. V. Neurotechnologies in Personnel Management. In: Innovative Technologies in Mechanical Engineering: Coll. Proc. of 15 International Scientific and Practical Conference (Yurga, May 23–25, 2024). Tomsk: Tomsk Polytechnic University, 2024. P. 71–74 (in Russian)].
5. Сувалова Т. В., Ашурбеков Р. А. Перспективы применения искусственного интеллекта в отечественных и зарубежных рекрутинговых компаниях // Управление персоналом и интеллектуальными ресурсами в России. 2018. Т. 6. № 39. С. 71–75. [Suvalova T. V., Ashurbekov R. A. Perspective applications of artificial intelligence in domestic and foreign recruitment companies // Management of the Personnel and Intellectual Resources in Russia. 2018. Vol. 6. No. 39. P. 71–75].
6. Davis S., Mermelstein P. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1980. Vol. 28. No. 4. P. 357–366.
7. Денисов А. Ф., Кардаш Д. С. Применение цифровых технологий в процедурах отбора персонала // Экономика и управление. 2019. № 4(162). С. 59–69. [Denisov A. F., Kardash D. S. Application of digital technologies in staff selection // Economics and Management. 2019. No. 4(162). P. 59–69 (in Russian)].
8. Davenport T. H., Ronanki R. Artificial intelligence for the real world // Harvard Business Review. 2018. Vol. 96(1). P. 108–116. DOI: 10.1001/jama.2018.10146.
9. Chinchor N. MUC-4 evaluation metrics In: Proceedings of the fourth message understanding conference (MUC-4). P. 22–29. ACM, 1992. DOI: 10.3115/1072064.1072067.

10. Radford A., Narasimhan K., Salimans T., Sutskever I. Improving language understanding by generative pre-training. OpenAI, 2018. [Webpage] URL: https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
11. Allen D. G., Bryant P. C., Vardaman J. M. Retaining talent: Replacing misconceptions with evidence-based strategies // *Academy of Management Perspectives*. 2010. Vol. 24(2). P. 48–64. DOI: 10.5465/AMP.2010.51827775.
12. Saaty T. L. *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. New York: McGraw-Hill, 1980. 287 p.
13. Добровичинский В. Б. Искусственный интеллект в рекрутменте: проблема анализа экономической эффективности // *International Journal of Humanities and Natural Sciences*. 2024. Т. 9. № 2(96). С. 269–270. [Dobrochinsky V.B. artificial intelligence in recruitment: The problem of economic efficiency analysis // *International Journal of Humanities and Natural Sciences*. 2024. Vol. 9. No. 2(96). P. 269–270 (in Russian)].
14. Dietterich T. G. Ensemble Methods in Machine Learning. In: *Multiple Classifier Systems: First International Workshop, MCS 2000*. Springer, 2000. P. 1–15.

Благодарности:

Работа поддержана Министерством науки и высшего образования Российской Федерации в рамках базовой части государственного задания для высших учебных заведений # FEUE 2023-0007.

Об авторах:

АНТОНОВ Вячеслав Викторович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизированных систем управления, Уфимский университет науки и технологий (УУНиТ), antonov@bashkortostan.ru.

ХИСМАТОВ Ильдар Эльмирович, аспирант кафедры автоматизированных систем управления, Уфимский университет науки и технологий (УУНиТ), khismatov.ildar@mail.ru.

Metadata:

Title: Voice Recorder: Integrating AI Assistants into HR Processes.

Author 1: Vyacheslav Viktorovich Antonov, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, antonov@bashkortostan.ru, 0000-0002-5402-9525.

Author 2: Ildar Elmirovich Khismatov, Ufa University of Science and Technology, 32 Zaki Validi st., 450076 Ufa, Republic of Bashkortostan, Russia, khismatov.ildar@mail.ru, 0009-0005-7738-7084.

Abstract: This article examines the subjectivity and ineffectiveness of initial screening in IT recruiting. A solution is proposed: a voice-activated intelligent assistant based on GPT-4 that conducts adaptive interviews and analyzes candidate responses multimodally (text and voice). The system automates routine HR tasks, generating objective assessments. The key components of the architecture include a speech interaction module, a semantic content analyzer, a speech emotional assessment unit, and an insight generator. A methodology for integrating the system into recruiting processes is proposed, including the adaptive interview and final assessment stages. Particular attention is paid to processing multimodal data and ensuring the correct operation of the voice interface. Experiments have confirmed increased selection objectivity and a reduction in operating costs while maintaining the quality of hires. The results are useful for HR specialists and developers of intelligent systems for supporting HR decisions.

Keywords: voice assistant, artificial intelligence, recruiting, decision making.