

Научная статья
УДК 004.42
EDN BKDDLK
DOI 10.17150/2713-1734.2025.7(1).5-16



З.В. Архипова

*Байкальский государственный университет,
г. Иркутск, Российская Федерация*

В.А. Ставер

*Байкальский государственный университет,
г. Иркутск, Российская Федерация*

Сравнительный анализ технологий транскрибации речи для цифровизации службы технической поддержки

Аннотация. Статья посвящена применению нейросетевых технологий для повышения эффективности и качества работы служб технической поддержки. Применение технологий транскрибации речи становится все более актуальным в условиях повышения требований к качеству обработки информации в различных сферах. В рамках исследования рассмотрены основные подходы к транскрибации речи, включая классические методы, решения на основе глубокого обучения, гибридные подходы, а также готовые коммерческие и открытые инструменты. Исследование направлено на сравнительный анализ современных систем транскрибации для выбора и последующего внедрения в службу поддержки франчайзинговой компании «Лаборатория С», так как в компании сотрудники после разговора с клиентом записывают сам разговор вручную.

Для проведения исследования были использованы как коммерческие решения, так и инструменты с открытым исходным кодом. Коммерческие системы (Google Speech-to-Text, Яндекс SpeechKit, Amazon Transcribe, Azure Speech-to-Text) применялись непосредственно через официальные платформы соответствующих сервисов. Открытые решения (Kaldi, DeepSpeech, OpenAI Whisper) были развернуты в среде Google Colab. Полученные результаты транскрибации, как от коммерческих, так и от открытых инструментов, затем подвергались сравнению в Google Colab, где с использованием Python и библиотек, таких как NumPy и scikit-learn, производились расчеты метрик и оценка качества транскрибации. Оценка эффективности этих систем проводилась с использованием метрик WER (Word Error Rate), MER (Match Error Rate), WIP (Word Information Preserved) и WIL (Word Information Loss). Для анализа применялись два набора данных: первый представлял собой записи, выполненные в идеальных условиях, второй — записи, отражающие реальные рабочие сценарии компании «Лаборатория С».

Результаты исследования позволили выявить сильные и слабые стороны различных технологий транскрибации речи, а также определить их применимость в условиях реальной рабочей среды службы технической поддержки.

Ключевые слова. Нейросетевые технологии, транскрибация речи, автоматическое распознавание речи, техническая поддержка, метрики качества транскрибации, Whisper (OpenAI), Google Speech-to-Text, Яндекс SpeechKit, Amazon Transcribe, Azure Speech-to-Text, Kaldi, DeepSpeech.

Информация о статье. Дата поступления: 10 февраля 2025 г.; дата принятия к публикации: 11 марта 2025 г.; дата онлайн-размещения: 15 апреля 2025 г.

Z.V. Arkhipova
*Baikal State University,
Irkutsk, Russian Federation*

V.A. Staver
*Baikal State University,
Irkutsk, Russian Federation*

Comparative Analysis of Speech Transcription Technologies for the Digitalization of Technical Support Services

Abstract. This article is dedicated to the application of neural network technologies to enhance the efficiency and quality of technical support services. The use of speech transcription technologies is becoming increasingly relevant due to the rising demands for high-quality information processing in various fields. The study examines the main approaches to speech transcription, including classical methods, deep learning-based solutions, hybrid approaches, as well as commercial and open-source tools. The research aims to conduct a comparative analysis of modern transcription systems to select and subsequently implement the most effective solution in the technical support service of the franchising company “Laboratory S,” as employees of the company currently manually record conversations with clients after each interaction.

For the purposes of the study, both commercial solutions and open-source tools were utilized. Commercial systems (Google Speech-to-Text, Yandex SpeechKit, Amazon Transcribe, Azure Speech-to-Text) were applied directly via the official platforms of the respective services. Open-source solutions (Kaldi, DeepSpeech, OpenAI Whisper) were deployed in the Google Colab environment. The transcription results obtained from both commercial and open-source tools were then compared within Google Colab, where Python and libraries such as NumPy and scikit-learn were used to calculate metrics and assess transcription quality. The effectiveness of these systems was evaluated using the WER (Word Error Rate), MER (Match Error Rate), WIP (Word Information Preserved), and WIL (Word Information Loss) metrics. Two datasets were used for analysis: the first consisted of recordings made under ideal conditions, and the second included recordings reflecting the real working scenarios of “Laboratory S.”

The results of the study revealed the strengths and weaknesses of various speech transcription technologies and determined their applicability in the real working environment of a technical support service.

Keywords. Neural network technologies, speech transcription, automatic speech recognition, technical support, transcription quality metrics, Whisper (OpenAI), Google Speech-to-Text, Yandex SpeechKit, Amazon Transcribe, Azure Speech-to-Text, Kaldi, DeepSpeech.

Article info. Received 10 February, 2025; Accepted 11 March, 2025; Available online 15 April, 2025.

В условиях развития технологий распознавания речи и увеличения требований к качеству обработки информации в различных областях деятельности, возрастает значение систем транскрипции, обеспечивающих преобразование аудиозаписей в текст. Такие системы находят широкое применение в службах технической поддержки, где точность и оперативность фиксации данных о взаимодействиях с клиентами играют ключевую роль в улучшении бизнес-процессов.

Компания «Лаборатория С», специализируется на разработке и внедрении программных решений на платформе 1С. Основное направление её деятельности — помощь предприятиям и предпринимателям в автоматизации документооборота, управлении ресурсами и оптимизации бизнес-процессов. Одной из задач компании является предоставление технической поддержки пользователям, обращающимся по телефону, когда сотрудники фиксируют ключевые аспекты взаимодействий с клиентами. В настоящее время такая фиксация осуществляется вручную, что может приводить к ошибкам, замедлять обработку запросов и усложнять анализ данных. Данная проблема характерна и для других компаний, занимающихся поддержкой клиентов.

Применение технологий транскрибации речи предоставляет возможность улучшить качество фиксации информации, сократить количество ошибок и повысить скорость обработки запросов. Современные системы, такие как Google Speech-to-Text, Яндекс SpeechKit, OpenAI Whisper и другие, обеспечивают высокую точность преобразования речи в текст даже в сложных рабочих условиях, характерных для реальных сценариев взаимодействия сотрудников с клиентами.

Целью данного исследования является выявление наиболее эффективной системы распознавания речи для применения в службе поддержки клиентов с учетом специфики компании. Для выбора инструмента, наиболее отвечающего требованиям компании «Лаборатория С», был проведен сравнительный анализ применяемых методов и технологий транскрибации речи.

В рамках исследования использованы ключевые метрики качества транскрибации: WER (Word Error Rate), MER (Match Error Rate), WIP (Word Information Preserved) и WIL (Word Information Loss). В качестве информационной базы анализа эффективности инструментов транскрибации были созданы и использованы два набора данных: первый представляет собой записи, выполненные в идеальных условиях, без фоновых шумов, а второй содержит записи, отражающие реальные рабочие сценарии компании.

Анализ проводился с использованием официальных платформ коммерческих инструментов, а также инструментов с открытым исходным кодом, которые были интегрированы в среду Google Colab. Для расчетов использовались Python и библиотеки, такие как NumPy и scikit-learn, что позволило сравнить транскрибированные данные по метрикам.

Актуальность данного исследования заключается в применении нейросетевых технологий для повышения эффективности и качества обработки информации в службе технической поддержки, что позволит компании «Лаборатория С» улучшить взаимодействие с клиентами, оптимизировать бизнес-процессы и повысить конкурентоспособность на рынке.

В процессе исследования был проведен анализ технологий автоматического распознавания речи (ASR — Automatic Speech Recognition), лежащих в основе цифровизации различных отраслей, включая техническую поддержку.

Современные решения обеспечивают преобразование аудиозаписей в текст с высокой степенью точности, что делает их незаменимыми для автоматизации процессов обработки данных. В рамках исследования рассмотрены основные подходы к транскрибации речи, включая классические методы, решения на основе глубокого обучения, гибридные подходы, а также готовые коммерческие и открытые инструменты.

Классические методы транскрибации речи основаны на использовании статистических моделей. Среди них широко применяются скрытые Марковские модели (HMM), которые эффективно оценивают временные зависимости в речевом сигнале, что позволяет предсказывать вероятности последовательностей слов [1]. Для повышения точности HMM дополняются гауссовыми смесями (GMM), моделирующими спектральные особенности речи, а также алгоритмами кластеризации K-средних и методами максимизации ожидания (EM), которые оптимизируют параметры моделей [2], [3]. Анализ главных компонент (KPCA) дополнительно способствует выделению ключевых признаков, улучшая точность обработки данных [4].

С развитием технологий в транскрибации речи начали активно применяться методы глубокого обучения. Искусственные нейронные сети (ANN), в частности глубокие нейронные сети (DNN), позволяют анализировать сложные взаимосвязи в данных и обеспечивают высокую точность распознавания [5], [6]. Рекуррентные нейронные сети (RNN), учитывающие последовательность входных данных, а также нейронные сети с задержкой во времени (TDNN), оптимизирующие вычислительные затраты, находят применение в задачах обработки речевых сигналов [7]. Такие архитектуры позволяют учитывать особенности речи, включая акценты и сложные условия записи.

Гибридные методы транскрибации речи [8] представляют собой сочетание традиционных статистических подходов и алгоритмов глубокого обучения. Этот подход использует преимущества обоих методов, объединяя высокую точность обработки сложных данных, характерную для нейронных сетей, с эффективностью и устойчивостью к шумам, свойственной статистическим моделям. Например, модели HMM-GMM могут быть дополнены слоями глубоких нейронных сетей, что позволяет значительно улучшить точность транскрибации при обработке реальных рабочих сценариев [9], [10]. Такие гибридные архитектуры особенно востребованы в задачах, где требуется компромисс между вычислительными затратами и качеством распознавания.

Готовые инструменты использования транскрибации речи имеют множество готовых решений, которые условно делятся на коммерческие и открытые. Данные решения отличаются высокой точностью, возможностью интеграции через API и адаптацией под различные языки и условия. Открытые инструменты, предоставляющие гибкость в создании кастомизированных моделей и свободный доступ к исходному коду.

В рамках настоящего исследования для количественного анализа качества работы систем транскрибации речи применяются общепринятые метрики [11]: Word Error Rate (WER), Match Error Rate (MER), Word Information Preserved (WIP) и Word Information Loss (WIL). Использование данных показателей позволяет объективно оценить точность преобразования речи в текст и степень сохранения исходной информации.

WER измеряет процент ошибок в распознанном тексте относительно эталонного:

$$WER = \frac{S + D + I}{N_1}, \quad (1)$$

где S , D и I обозначают количество замен, удалений и вставок, а N_1 — общее число слов в эталонном тексте.

MER оценивает точность совпадений между эталонным текстом и результатом транскрибации:

$$MER = \frac{S + D + I}{N}, \quad (2)$$

где N — общее количество слов в распознанном тексте.

MER аналогичен *WER*, но более специфичен для задач, где важно учитывать не только количество ошибок, но и контекст, в котором они произошли.

WIP измеряет, насколько эффективно система сохраняет информацию при транскрибации:

$$WIP \approx \frac{I(X, Y)}{H(Y)}, \quad (3)$$

где H — количество правильно распознанных слов, N_1 — количество слов в эталонном тексте, N_1 — количество слов в распознанном тексте, $I(X, Y)$ — взаимная информация между эталонным (X) и распознанным (Y) текстами, $H(Y)$ — энтропия эталонного текста.

WIL измеряет утрату информации:

$$WIL = 1 - WIP. \quad (4)$$

WIL помогает оценить потери в информации и является дополнительным инструментом для анализа качества транскрибации

в условиях, когда важна не только точность слов, но и сохранение смыслового контекста.

Использование данных метрик позволяет получить полное представление о производительности систем транскрибации речи, выявить их сильные и слабые стороны, а также определить их применимость в службе технической поддержки компаний.

Для исследования и анализа инструментов транскрибации были выбраны два типа технологий: коммерческие решения и решения с открытым исходным кодом. Такой выбор обусловлен популярностью, удобностью инструментов и легкостью встраивания инструментов в контур компании "Лаборатория С".

Коммерческие инструменты, такие как Google Speech-to-Text, Яндекс SpeechKit, Amazon Transcribe и Azure Speech-to-Text, предлагают высокую точность работы, адаптацию к различным условиям и удобную интеграцию через API. Они готовы к использованию сразу после подключения и подходят для быстрого решения задач компании.

Системы с открытым исходным кодом, включая Kaldi, DeepSpeech и OpenAI Whisper, позволяют настраивать модели под специфические сценарии и обеспечивают полный контроль над обработкой данных. Такие решения особенно актуальны для работы с узкоспециализированной терминологией и в условиях повышенных требований к конфиденциальности.

Для исследования эффективности технологий преобразования речи в текст были разработаны два аудио датасета, которые моделируют различные условия работы компании «Лаборатория С». Эти наборы данных, обозначенные как А и В, служат основой для последующего анализа производительности алгоритмов транскрибации в разных сценариях.

Первый набор данных (А) был разработан для тестирования алгоритмов транскрибации в условиях, максимально приближенных к идеальным. Его цель — определить, насколько точно системы преобразуют речь в текст, если отсутствуют какие-либо внешние факторы, усложняющие процесс распознавания, кроме специфических терминов характерных для деятельности рассматриваемой компании.

Основные характеристики датасета (А):

1. *Среда записи*: помещения с контролируруемыми акустическими параметрами, где устранены внешние шумы и эхо.

2. *Длительность записей*: варьируется от 5 до 13 мин., что позволяет тестировать алгоритмы на коротких и средних временных отрезках.

3. *Формат аудиофайлов*: WAV с частотой дискретизации 16 кГц, что обеспечивает высокое качество звука и стандартизированную структуру данных.

4. *Назначение*: оценка максимальной точности алгоритмов преобразования речи в текст без вмешательства внешних факторов.

Этот набор данных позволяет изолировать влияние сложных условий записи, сосредотачиваясь исключительно на возможностях алгоритмов.

Второй набор данных (В) был сформирован на основе аудиозаписей, полученных непосредственно из рабочего процесса службы технической поддержки компании. Датасет включает записи реальных взаимодействий сотрудников с клиентами, сопровождаемых различными акустическими помехами, характерными для рабочего процесса компании. Благодаря своему происхождению, датасет (В) предоставляет возможность тестирования алгоритмов транскрибации в реальных условиях работы технической поддержки, где требуется высокая устойчивость к шумам и многоголосию.

Основные характеристики датасета (В):

1. *Источники помех*: звуки офисного оборудования, многоголосие.

2. *Длительность записей*: от 9 до 20 мин., что позволяет оценивать эффективность алгоритмов при продолжительных взаимодействиях.

3. *Формат аудиофайлов*: WAV с частотой дискретизации 16 кГц, чтобы обеспечить унифицированный формат данных.

4. *Назначение*: проверка адаптивности алгоритмов к реальным условиям и моделирование типичных сценариев взаимодействия операторов с клиентами.

Такой набор данных даёт возможность проверить, насколько алгоритмы сохраняют точность и эффективность при наличии внешних факторов, усложняющих процесс транскрибации.

В ходе исследования были получены количественные данные (табл. 1 и табл. 2), позволяющие оценить эффективность различных систем транскрибации речи на основе двух наборов данных: идеализированного датасета (А) и датасета (В), отражающего реальную рабочую среду компании. Показатели, использованные для анализа, включают метрики точности распознавания: Word Error Rate (WER), Match Error Rate (MER), Word Information Preserved (WIP) и Word Information Loss (WIL). Рассмотрение данных метрик позволяет провести комплексную оценку работы систем.

В датасете (А), система Whisper (OpenAI) продемонстрировала наилучшие результаты по всем метрикам (рис. 1), с WER 8.0 % и MER 7.2 %. Это свидетельствует о её высокой точности и способности минимизировать ошибки при преобразовании речи в текст, что особенно важно для фиксирования данных о взаимодействиях с клиентами. Google Speech-to-Text также показал высокие результаты, уступив Whisper всего на 4.5 % по WER. Это решение также продемонстрировало хорошую способность к сохранению инфор-

Таблица 1

Результаты работы систем на данных датасета (А)

Инструмент	WER (%)	MER (%)	WIP	WIL
Google Speech-to-Text	12.5	11.3	0.88	0.13
Яндекс SpeechKit	14.2	13.0	0.85	0.15
Amazon Transcribe	13.0	12.5	0.84	0.16
Azure	13.5	12.7	0.82	0.18
DeepSpeech (Mozilla)	19.4	18.1	0.76	0.24
Kaldi	18.2	17.3	0.77	0.23
Whisper (OpenAI)	8.0	7.2	0.91	0.09

Таблица 2

Результаты работы систем на данных датасета (В)

Инструмент	WER (%)	MER (%)	WIP	WIL
Google Speech-to-Text	31.1	30.2	0.68	0.32
Яндекс SpeechKit	25.3	23.4	0.69	0.31
Amazon Transcribe	24.8	23.5	0.72	0.30
Azure	28.2	27.1	0.69	0.31
DeepSpeech (Mozilla)	32.5	30.7	0.65	0.40
Kaldi	29.6	28.1	0.62	0.38
Whisper (OpenAI)	11.3	10.7	0.88	0.15

мации ($WIP = 0.88$) и минимальной утрате данных ($WIL = 0.13$), что делает его подходящим для точных транскрипций в условиях, когда качество записи находится в пределах нормальных значений.

Системы Яндекс SpeechKit и Amazon Transcribe продемонстрировали схожие результаты с WER 14.2 % и 13.0 % соответственно, что указывает на их эффективность при работе с несложными сценариями. Однако результаты по WIP и WIL несколько хуже, что может свидетельствовать о более высоких потерях в информации. В то же время, Azure Speech-to-Text показал некоторые улучшения по сравнению с конкурентами, но в целом результаты находятся на схожем уровне с остальными коммерческими решениями.

Инструменты с открытым исходным кодом, такие как DeepSpeech и Kaldi, оказались менее эффективными в идеальных условиях, что связано с ограничениями в их обучении и настройке

под специфические задачи компании. Несмотря на высокую гибкость этих систем, их производительность оставалась ниже коммерческих решений.

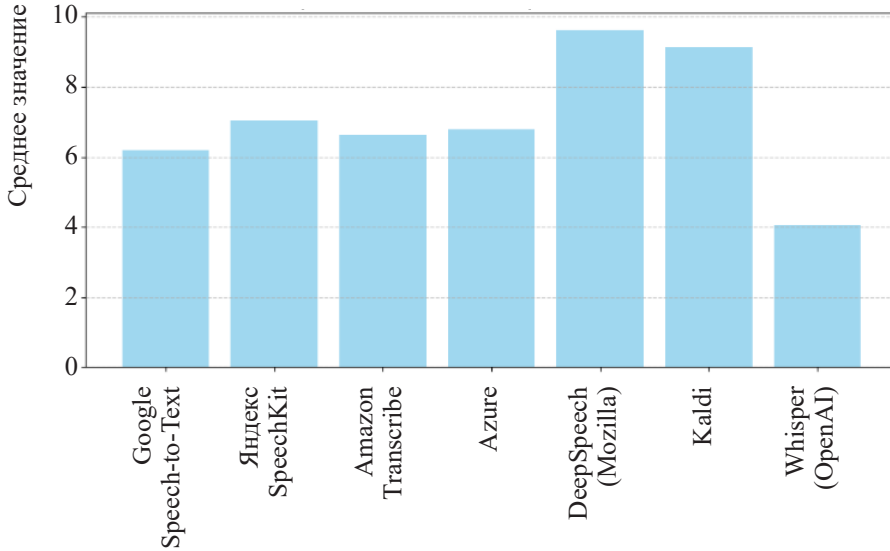


Рис. 1. Средние значения метрик, полученных на датасете (А)

Датасет (В), сформированный в условиях реальной работы показал, что производительность систем снизилась, особенно в части WER. Whisper (OpenAI) вновь продемонстрировал превосходство (рис. 2), показав наилучшие результаты с WER 11.3 % и MER 10.7 %, что является отличным результатом для работы в шумных и многозадачных условиях. Это подтверждает высокую устойчивость этой системы к различным шумам и помехам, характерным для реальной рабочей среды компании.

Google Speech-to-Text также показал достойные результаты, с WER 31.1 %, что на 19.8 % хуже, чем в идеальных условиях, но всё ещё достаточно эффективно для автоматизации транскрибации в условиях многоголосия. Решения от Яндекс SpeechKit, Amazon Transcribe и Azure продемонстрировали хорошие результаты с WER от 24.8 % до 28.2 %, что подтверждает их пригодность для работы с шумными записями, но при этом их точность заметно ниже, чем у Whisper.

Инструменты с открытым исходным кодом, такие как DeepSpeech и Kaldi, показали наибольшее ухудшение в условиях датасета В. Эти системы имеют более высокие значения WER и MER, что указывает на их ограниченную способность адаптироваться к сложным условиям реальной среды, особенно в части устойчивости к шумам и многозадачности.

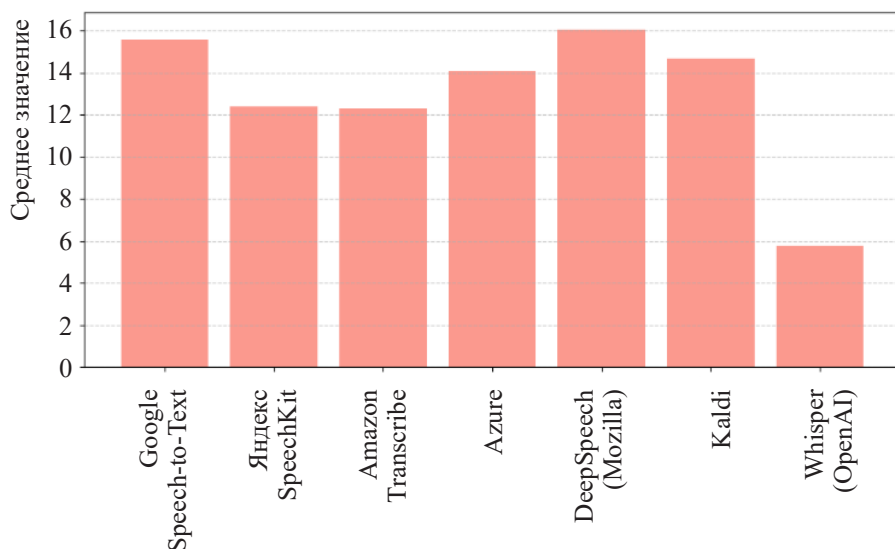


Рис. 2. Средние значения метрик, полученных на датасете (B)

Выводы. Результаты исследования продемонстрировали, что Whisper (OpenAI) является наилучшим выбором для внедрения в техническую поддержку, компании «Лаборатория С». Whisper превосходит остальные инструменты как в идеальных условиях, так и в условиях реальной рабочей среды. Важно отметить, что для специфических задач, требующих высокой степени настройки моделей, системы с открытым исходным кодом, такие как Kaldi и DeepSpeech, хотя и менее эффективны в реальных рабочих условиях, могут быть полезны для создания кастомизированных решений в будущем.

Google Speech-to-Text и Amazon Transcribe показывают хорошие результаты и могут быть рекомендованы для использования в средах с умеренными требованиями к точности.

Таким образом, для повышения эффективности бизнес-процессов, повышения качества технической поддержки компании «Лаборатория С» рекомендуем внедрить систему Whisper (OpenAI), которая продемонстрировала лучшие результаты в обеих тестовых средах и обладает высокой гибкостью в адаптации к реальным условиям работы.

Интеграция данного инструмента в службу поддержки может быть реализована через различные подходы, например, в виде чата с функцией автоматической транскрипции разговоров, в составе модуля для службы поддержки или как часть системы управления взаимоотношениями с клиентами (CRM), обеспечивая эффективную обработку запросов и взаимодействие с клиентами.

Практическая ценность данного исследования заключается в применении современных подходов и цифровых технологий

для реализации сравнительного анализа систем транскрибации, а также в том, что его результаты и рекомендации могут быть применены в службах поддержки компаний в различных сферах деятельности.

References

1. Mon S. M., Tun H. M. Speech-to-text conversion (STT) system using hidden Markov model (HMM). *International Journal of Scientific & Technology Research*, 2015, vol. 4, no. 6, pp. 349–352.
2. McLachlan G. J. *Finite Mixture Models*. — New York : Wiley, 1999.
3. Dempster A. P., Laird N. M., Rubin D. B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society*, 1997, B 39, pp. 1–38.
4. Saleh M. A. M., Ibrahim N. S., Ramli D. A. Data reduction on MFCC features based on kernel PCA for speaker verification system. *WALIA Journal*, 2014, vol. 30, pp. 56–62.
5. Geitgey A. *Machine learning is fun!* Part 2. Medium, Feb. 13, 2018.
6. Dhanashri D., Dhonde S. B. Speech recognition using neural networks: A review. *International Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 2015, vol. 2, no. 6, pp. 226–229.
7. Long Y., Li Y., Ye H., Mao H. Domain adaptation of lattice-free MMI based TDNN models for speech recognition // *International Journal of Speech Technology*, 2017. Vol. 20, no. 1, pp. 171–178.
8. Shaik M. A. B., Mousa A. E.-D., Schluter R., Ney H. Hybrid language models using mixed types of sub-lexical units for open vocabulary german lvsr. *INTER-SPEECH*, 2011, pp. 1441–1444.
9. Fauziya F., Nijhawan G. A comparative study of phoneme recognition using GMM-HMM and ANN based acoustic modeling. *International Journal of Computer Applications*, 2014, vol. 98, no. 6, pp. 12–16.
10. Utane A. S. Emotion recognition through speech using gaussian mixture model and hidden Markov model. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2013, vol. 3, no. 4.
11. Morris A. C., Maier V., Green P. From WER and RIL to MER and WIL: improved evaluation measures for connected speech recognition // *INTERSPEECH 2004 -- ICSLP 8th International Conference on Spoken Language Processing ICC Jeju, Jeju Island, Korea October 4–8, 2004*. URL: <http://www.isca-speech.org/archive>.

Информация об авторах

Архипова Зоя Валентиновна — кандидат экономических наук, доцент, кафедра математических методов и цифровых технологий, Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: zvarhipova@yandex.ru.

Ставер Валерий Алексеевич — магистрант, кафедра математических методов и цифровых технологий, Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация, e-mail: vlstavervl@gmail.com.

Information about the Authors

Zoya V. Arkhipova — PhD in Economics, Associate Professor, Department of Mathematical Methods and Digital Technologies, Baikal State University, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: zvarhipova@yandex.ru.

Valery A. Staver — Master's Degree Student, Department of Mathematical Methods and Digital Technologies, Baikal State University, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: vlstavervl@gmail.com.

Вклад авторов

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the Authors

The authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Для цитирования

Архипова З.В. Сравнительный анализ технологий транскрибации речи для цифровизации службы технической поддержки / З.В. Архипова, В.А. Ставер. — DOI 10.17150/2713-1734.2025.7(1).5-16 — EDN BKDDLK // *System Analysis & Mathematical Modeling*. — 2025. — Т. 7, № 1. — С. 5–16.

For Citation

Arkhipova Z.V., Staver V.A. Comparative Analysis of Speech Transcription Technologies for the Digitalization of Technical Support Services. *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2025, vol. 7, no. 1, pp. 5–16. (In Russian). EDN: BKDDLK. DOI: 10.17150/2713-1734.2025.7(1).5-16.