

УДК 616.831-005.4-073.7:004.8  
МРНТИ 76.29.62  
DOI: 10.53065/kaznmu.2024.71.4.009

Поступил в редакцию: 15.11.2024  
Принято к публикации: 17.12.2024

## АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ДЕТЕКЦИЯ СНИЖЕНИЯ ПЛОТНОСТИ ТКАНИ ПРИ ОСТРОМ ИШЕМИЧЕСКОМ ИНСУЛЬТЕ НА ОСНОВЕ НЕКОНТРАСТНЫХ КТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЛУБОКИХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ В СИСТЕМЕ CEREBRA

М. САЙФУЛЛАКЫЗЫ<sup>1,2</sup>, А.С. ЖУСУПОВА<sup>1,3</sup>, Е. К. ДЮСЕМБЕКОВ<sup>4,5</sup>,  
Е. Т. МАХАМБЕТОВ<sup>6</sup>, Р. М. КАСТЕЙ<sup>5</sup>, Ж.Б. ДЮСЕМБАЕВА<sup>5</sup>,  
Ж. Н. САГИМБАЕВ<sup>1</sup>, М.К.УМУРЗАКОВА<sup>1</sup>, И.Р. ФАХРАДИЕВ<sup>4</sup>

<sup>1</sup> ЧК «Cerebra.ai Ltd.», Алматы, Казахстан

<sup>2</sup> Национальный научный центр хирургии им. А.Н. Сызганова, Алматы, Казахстан

<sup>3</sup> Казахская ассоциация неврологии, Алматы, Казахстан

<sup>4</sup> Казахский национальный медицинский университет им. С.Д. Асфендиярова,  
Алматы, Казахстан

<sup>5</sup> Городская клиническая больница №7, Алматы, Казахстан

<sup>6</sup> Национальный центр нейрохирургии, Астана, Казахстан

### Аннотация

**Введение.** Острая ишемия головного мозга (ишемический инсульт) остается одной из ведущих причин инвалидизации и летальности во всём мире. Неконтрастная компьютерная томография (NCCT) является стандартом первичной визуализации, однако ранние ишемические изменения («subtle» снижение плотности ткани) могут быть труднодоступны для визуального анализа. Целью настоящего исследования стало создание и оценка автоматизированной системы детекции зон сниженной плотности на КТ-изображениях с использованием глубоких нейросетевых моделей, интегрированной в платформу «Cerebra».

**Материалы и методы.** В исследование включены 246 пациентов (127 мужчин и 119 женщин) с подтвержденным диагнозом острого ишемического инсульта. Средний возраст мужчин —  $58,96 \pm 8$  лет, женщин —  $62,15 \pm 8$  лет. Все КТ-исследования выполнялись на мультиспиральных сканерах (Fujifilm, GE, Hitachi, Siemens, UH) по стандартным протоколам. Для автоматической сегментации зон сниженной плотности применялись каскадные модели на базе архитектуры U-Net (в частности, с энкодером EfficientNet B6), прошедшие обучение на размеченных данных, верифицированных тремя независимыми врачами-радиологами. Оценка результатов проводилась по метрикам Accuracy, Precision, Recall, F1-Score и коэффициенту Каппа.

**Результаты.** В динамике с 2022 по 2024 год наблюдалось поэтапное улучшение показателей точности. Для 2024 года Accuracy составила 92,3%, F1-Score — 96,0%, Recall — 92,3%, а Precision достигла 100%. Коэффициент Каппа в 2023 году достиг 0,80, что свидетельствует о высоком согласии с экспертной оценкой. Анализ на разных моделях томографов показал, что алгоритм сохраняет высокую воспроизводимость (F1-Score от 88,8% до 100%) при варьировании технических условий.

**Обсуждение.** Полученные данные подтверждают, что комплексное применение нормализации изображений (MNI-пространство), каскада глубоких нейронных сетей и консенсусной разметки трёх специалистов повышает точность раннего выявления

ишемических изменений. Улучшения по годам связаны с расширением обучающей выборки и регулярным обновлением архитектуры моделей. Система «Cerebra» показала универсальность благодаря стабильным результатам на сканерах различных производителей.

**Заключение.** Разработанная автоматизированная система детекции снижения плотности ткани способна существенно повысить диагностическую точность при остром ишемическом инсульте и сократить время принятия решений. Дальнейшее расширение выборки и межцентровая валидация позволят масштабировать данное решение в широкую клиническую практику.

**Ключевые слова:** ишемический инсульт, неконтрастная КТ, снижение плотности ткани, глубокое обучение, U-Net, Cerebra, автоматическая детекция, ранняя диагностика.

**Введение.** Острый ишемический инсульт (ОИИ) продолжает оставаться одной из ведущих причин заболеваемости и смертности во всём мире [1–3]. Своевременная постановка диагноза при подозрении на инсульт позволяет обеспечить раннее начало реперфузионной терапии (тромболизис, тромбэкстракция и др.), что существенно улучшает долгосрочный прогноз и повышает качество жизни пациентов [4,5].

Неконтрастная компьютерная томография (NCCT) головного мозга является «золотым стандартом» первичной визуализации при острых нарушениях мозгового кровообращения, поскольку доступна в большинстве клиник, сравнительно недорога и обеспечивает достаточное пространственное разрешение для выявления макроскопических признаков ишемических изменений [6–8].

Тем не менее постановка диагноза ОИИ на основе NCCT сталкивается с несколькими проблемами. Во-первых, ранние ишемические изменения часто проявляются невыраженным «subtle» снижением плотности мозговой ткани, что может быть пропущено или недооценено при визуальном анализе [9].

Во-вторых, субъективность и межэкспертная вариабельность при оценке КТ-изображений нередко затрудняют принятие решения, особенно в ситуациях «граничных» значений плотности [10–13]. К тому же при большом потоке пациентов и ограниченном времени на одного больного возрастает риск ошибки или задержки в трактовке данных [14,15]. В связи с этим повышается актуальность разработки автоматизированных методов анализа, способных поддерживать врачей-радиологов в принятии быстрых и объективных диагностических решений [16].

Достигнутый в последние годы прогресс в области глубоких нейронных сетей, в частности сверточных архитектур (Convolutional Neural Networks, CNN) и их производных (U-Net, DeepLab и др.), позволил существенно повысить точность задач сегментации и классификации медицинских изображений [17–20]. В контексте диагностики инсульта такие модели могут обнаруживать зоны сниженной плотности ткани, указывающие на ишемические очаги, при этом уменьшая риск пропуска малозаметных изменений [21,22]. Важную роль играет высококачественная ручная разметка данных, выполненная несколькими экспертами, а также применение методов нормализации изображений, например преобразование к стандартному пространству (MNI), что уменьшает интериндивидуальные различия и повышает обобщающую способность обученных моделей [23,24].

Дополнительной сложностью остаётся необходимость дифференцировать острые/подострые изменения от хронических очагов (старых инфарктов, лейкоареоза и т. д.), которые также могут проявляться низкой плотностью ткани, но не требуют срочных вмешательств [9,25]. Для решения таких задач целесообразно применять

каскадную схему нескольких моделей, каждая из которых специализирована на определённой категории структур или повреждений.

Настоящее исследование нацелено на разработку и оценку автоматизированной системы детекции зон сниженной плотности ткани при остром ишемическом инсульте, основанной на применении глубоких нейросетевых моделей U-Net и интегрированной в программное обеспечение Cerebra. Важным элементом являлось проведение ручной разметки данных сразу тремя независимыми рентгенологами, что позволило создать более надёжный «золотой стандарт» для обучения и валидации алгоритма.

Для объективного контроля эффективности системы анализировались диагностические показатели (точность, чувствительность, F1-Score) в динамике за период 2022–2024 гг., когда постепенно совершенствовалась архитектура модели, расширялась обучающая выборка и внедрялись новые методы аугментации данных. Кроме того, учитывалось влияние различных марок и моделей КТ-сканеров на результаты детекции зон сниженной плотности, что даёт представление о потенциале межцентровой воспроизводимости и универсальности разработанной системы.

В совокупности полученные данные могут способствовать стандартизации и ускорению диагностики инсульта в клинических условиях, снижению субъективного фактора и повышению эффективности принятия решений, особенно при высоком потоке пациентов и ограниченном времени на проведение нейровизуализационных процедур.

### **Материалы и методы**

#### *Этические аспекты*

Исследование проводилось в соответствии с принципами Хельсинкской декларации и одобрено Локальным комитетом по биоэтике НАО «Медицинский университет Астана» (протокол № 9 от 09 сентября 2020 года). Все данные были обезличены. Получено информированное согласие, оно было предоставлено соответствующими пациентами или их законными представителями.

#### *Характеристика выборки*

В исследование были включены пациенты из четырёх инсультных центров III уровня, расположенных в г. Алматы и г. Тараз, которые обладают схожей структурой организации и сравнимыми объемами поступления пациентов. Первый центр, на базе КГП на ПХВ «Центральная городская клиническая больница» УОЗ г. Алматы, располагает 30 койко-местами и ежегодно принимает около 1000 пациентов с острыми нарушениями мозгового кровообращения. Второй центр, функционирующий на базе КГП на ПХВ «Городская клиническая больница №7» УОЗ г.

Алматы, характеризуется более высоким потоком поступающих, располагая 70 койками и обеспечивая помощь 2200–2400 пациентам в год. Третий инсультный центр, основанный на базе КГП на ПХВ «Городская многопрофильная больница и консультативно-диагностический центр» УЗАЖО в г. Тараз, имеет 40 койко-мест и ежегодно принимает примерно 1250 пациентов. Четвертый центр, действующий на базе КГП на ПХВ «Городская клиническая больница №4» УОЗ г. Алматы, располагает 36 койками и обеспечивает лечение около 1250 пациентов в год.

Настоящее исследование организовано для оценки эффективности автоматизированной детекции снижения плотности ткани на неконтрастных КТ (NCST) головного мозга. В период с 2022 по 2024 год в нескольких стационарах были отобраны 246 пациентов (127 мужчин и 119 женщин), поступивших с подозрением на острое нарушение мозгового кровообращения. Средний возраст мужчин составил  $58,96 \pm 8$  лет, женщин —  $62,15 \pm 8$  лет.

Из общего числа ( $n=246$ ) у 169 пациентов диагноз острого ишемического инсульта был подтвержден на основании клинических и инструментальных данных (МРТ,

повторные КТ, консультации неврологов и нейрохирургов). Эти случаи вошли в основную группу исследования, где проводилась детекция снижения плотности ткани, характерной для ишемического поражения головного мозга. Оставшиеся 77 пациентов (контрольная группа) имели сходные по демографическим признакам характеристики, но в итоге острый ишемический инсульт у них не был подтверждён.

Критериями исключения являлись существенные артефакты движения, низкое качество изображений или неполный набор срезов, а также случаи, в которых первоначальный диагноз инсульта был впоследствии опровергнут клиническими и инструментальными методами.

Достоверность диагноза и стадия ишемии в основной выборке подтверждались данными повторных обследований и консультаций профильных специалистов, что обеспечивало высокую клиническую значимость примененного подхода.

#### *Сканирование и характеристики изображений*

Исследования выполнялись на мультиспиральных КТ-сканерах различных производителей (Fujifilm Healthcare, GE Medical Systems, Hitachi, Siemens, UH). Все томографы были настроены согласно внутренним протоколам клиник, предусматривающим NCCT-сканирование с толщиной среза  $\leq 1,25$  мм, энергией рентгеновской трубки 120 кВ и током около 250 мА [5, 6]. Формат сохранения данных — DICOM; передача осуществлялась через локальные PACS-системы. Далее данные автоматически поступали на сервер системы CEREBRA, где реализован модуль машинного обучения [7].

Для фильтрации поступающих данных применялись скрипты на базе библиотеки *pydicom* (v2.2.0): исключались некорректные или дублирующие серии, а также исследования с ярко выраженными артефактами движения [8]. Все личные данные пациентов были обезличены в соответствии с регламентами локального комитета по биоэтике.

#### *Сбор, передача и фильтрация данных*

Все КТ-исследования в формате DICOM автоматически передавались на сервер системы «Cerebra» через конфигурируемый DICOM-приемник, установленный на стороне сервера. Для фильтрации поступающих данных по метаданным и описанию серии («мозг», «мягкие ткани» или «голова STD») использовались инструменты на основе библиотеки *pydicom* (версия 2.2.0). Алгоритм фильтрации исключал несоответствующие или дублирующиеся наборы данных; при наличии нескольких схожих серий для одного пациента выбиралась наиболее подходящая по качеству и толщине среза. Дополнительные критерии фильтрации были сформулированы на основании соглашений с клиническими специалистами, чтобы минимизировать вероятность включения нерелевантных изображений.

#### *Предварительная обработка и нормализация*

Отфильтрованные данные преобразовывались из формата DICOM в NIfTI с помощью утилиты *dcm2niix* (версия 1.0.20210317). Все личные данные пациентов обезличивались в соответствии с требованиями локального этического комитета. Для достижения единообразия пространственных характеристик изображений и повышения воспроизводимости анализа выполнялась корегистрация (нелинейная нормализация) в пространство MNI с использованием SPM12 (версия SPM12.6906) под управлением MATLAB R2020b. На этапе нормализации применялись стандартные СТ-шаблоны, входящие в комплект SPM, с учётом коррекции сдвига интенсивности, сегментации тканей и энантиоморфных масок. Разрешение нормализованных изображений приводилось к  $512 \times 512 \times 91$ , с размером вокселя  $0,5 \text{ мм} \times 0,5 \text{ мм} \times 2,0 \text{ мм}$ , а объём

охватывал стандартную область головного мозга, задаваемую bounding box в координатах MNI.

#### *Роль исследователей*

Все манипуляции с данными и разработка моделей осуществлялись в системе «Cerebra» специалистами по машинному обучению при участии трёх независимых врачей-радиологов и врачей-неврологов. Радиологи, обладавшие стажем работы не менее пяти лет, проводили ручную разметку и оценку КТ-исследований, а также контролировали результаты сегментации на разных этапах. Все расхождения в разметке решались путём консенсусного обсуждения [21, 22].

#### *Управление данными и план анализа*

Выборка была разделена на обучающую, валидационную и тестовую подвыборки. Процентное соотношение составляло 60:20:20. Модели последовательно обучались и тестировались по годам, что отразилось на постепенном улучшении результатов. После каждого цикла обучения проводились дополнительные проверки на внешних данных, не использованных в обучающем процессе (hold-out strategy), что повышало объективность итоговых метрик. Конечной целью являлась разработка клинически применимого инструмента, позволяющего быстро и с высокой точностью выявлять снижение плотности ткани в зонах, пораженных инсультом [23, 24].

#### *Безопасность и конфиденциальность*

Все идентификаторы пациентов заменялись псевдонимами. Удалялись метаданные, способные раскрыть личность (имя, дата рождения, номер истории болезни). Результаты анализа хранились в зашифрованном виде на защищенном сервере «Cerebra» с разграничением прав доступа. Доступ к изображениям и моделям имели только уполномоченные члены исследовательской группы [25, 26].

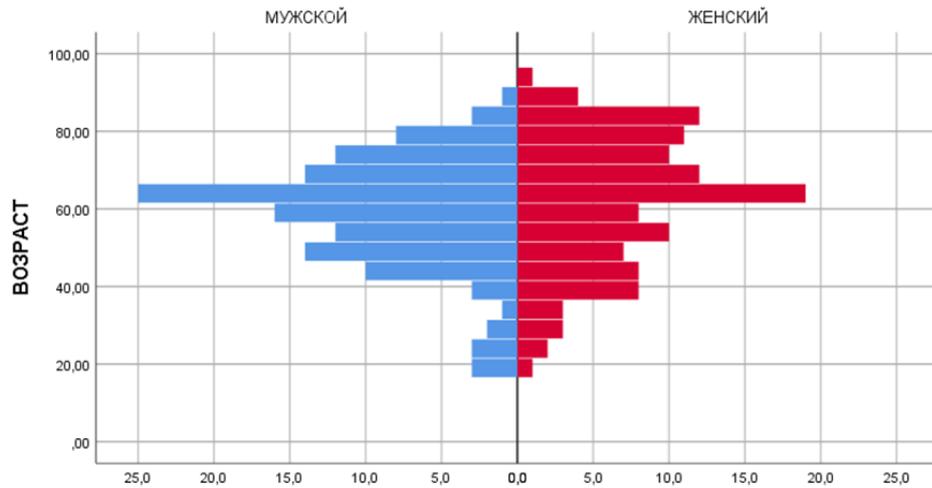
#### *Статистический анализ*

Для оценки точности детекции снижения плотности ткани использовали метрики Accuracy, Precision, Recall и F1-Score. Оценку согласия между моделью и мнением трёх врачей-радиологов проводили с помощью коэффициента Каппа (Cohen's Kappa) [14, 15]. Матрица ошибок анализировалась отдельно для каждого года (2022, 2023, 2024) и для каждого типа оборудования (Fujifilm Healthcare, GE, Hitachi, Siemens, UIH). Статистическая обработка велась в Python (v3.8) с использованием библиотек pandas, numpy, scikit-learn (v1.0), scipy (v1.7.1) [16]. Проверку распределений проводили непараметрическими методами (критерий Манна–Уитни, тест Вилкоксона), уровень значимости фиксировали на уровне  $p < 0,05$ .

**Результаты.** В общей сложности в исследование были включены 246 пациентов (Рисунок 1) (127 мужчин и 119 женщин) с подтвержденным диагнозом ишемического инсульта, соответствующих критериям включения (см. раздел «Материалы и методы»).

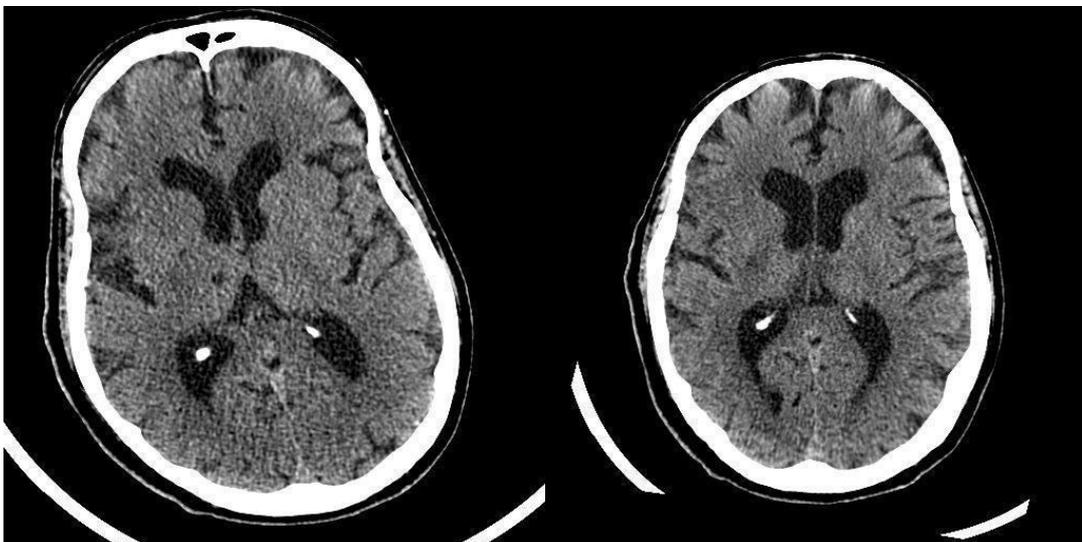
Средний возраст мужчин составил  $58,96 \pm 8$  лет, а женщин —  $62,15 \pm 8$  лет. Для оценки снижения плотности ткани на неконтрастных КТ-сканах применялся разработанный алгоритм на основе глубоких нейронных сетей, интегрированный в систему «Cerebra».

Все полученные результаты были дополнительно проверены тремя независимыми врачами-радиологами, что позволило обеспечить надежный эталон (ground truth) при оценке точности, чувствительности и других метрик. В данном разделе приведены итоговые количественные показатели работы алгоритма в динамике за 2022, 2023 и 2024 годы, а также рассмотрены особенности его работы на различных типах оборудования.



**Рисунок 1.** Общая характеристика участников исследования

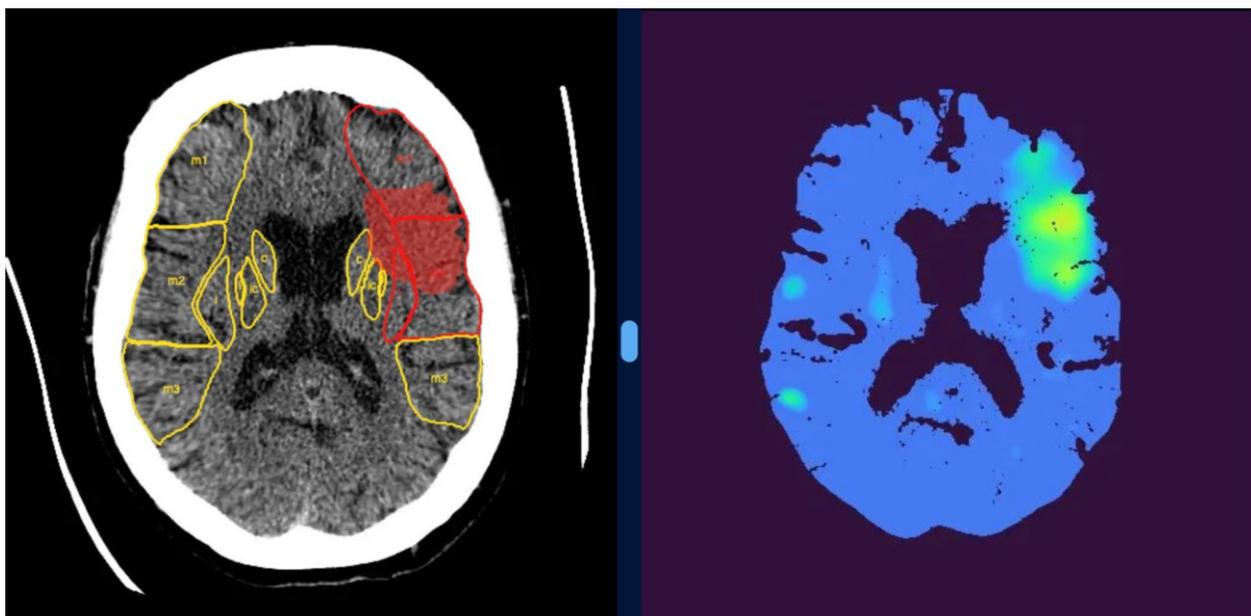
Пример эффекта корегистрации на качество данных (Рисунок 2) иллюстрирует исходные КТ-изображения (до корегистрации) и тот же объём данных после нормализации в стандартное анатомическое пространство MNI (после корегистрации). После нормализации снимки приобретают более стандартизированный вид, что облегчает последующие этапы автоматической сегментации областей потенциального снижения плотности и повышает сопоставимость между исследованиями.



**Рисунок 2.** Пример эффекта корегистрации (до корегистрации, после корегистрации)

На следующем шаге, используя уже нормализованный снимок, модель на основе архитектуры U-Net с энкодером EfficientNet B6 автоматически выявляет зоны вероятного снижения плотности на срезах мозга.

На иллюстрации (Рисунок 3) приведён пример автоматической разметки, где различные цвета подчеркивают участки, распознанные алгоритмом.



**Рисунок 3.** Результат сегментации снижения плотности после корегистрации

Предварительная проверка и обработка данных показали высокое качество входного материала (Таблица 1). Из изначально поступивших исследований для анализа было отобрано 246 случаев, удовлетворяющих критериям включения (толщина среза не более 1,25 мм, отсутствие существенных артефактов).

В итоговую выборку вошли 127 мужчин (51,6%) и 119 женщин (48,4%). Средний возраст среди мужской группы составил  $58,96 \pm 8$  лет, среди женской —  $62,15 \pm 8$  лет. Все КТ-сканирования прошли фильтрацию и были дополнительно оценены тремя врачами-радиологами, чтобы обеспечить достоверность эталонной разметки.

Процесс конвертации данных в стандартный формат (NIfTI) прошёл без ошибок. Среднее время нормализации одного исследования в пространство MNI составило около  $120 \pm 5$  секунд, при этом в повторной корегистрации не возникло необходимости. Для контроля качества была отобрана 10%-ная подвыборка; после визуального просмотра нормализованных изображений не было выявлено никаких претензий к качеству итоговой регистрации.

**Таблица 1.** Предварительная обработка и нормализация данных

Параметр	Значение
Исходное количество поступивших исследований	246
Доля исследований с толщиной среза $\leq 1,25$ мм	100%
Доля данных, преобразованных в NIfTI без ошибок	100%
Среднее время нормализации одного исследования (сек)	$120 \pm 5$
Процент случаев, требовавших повторной нормализации	0%
Доля выборки, прошедшей визуальный контроль качества	10% (без замечаний)

*Результаты по годам*

Анализ точности алгоритма проводился по стандартным метрикам, включая Accuracy (доля верно классифицированных случаев), Precision (точность положительных предсказаний), Recall (чувствительность), F1-Score (гармоническое среднее между Precision и Recall) и коэффициент Каппа (Cohen's Kappa) (таблица 2).

На основании данных в Таблице, представленной ниже, было выявлено поэтапное улучшение диагностических характеристик модели с 2022 по 2024 год.

**Таблица 2.** Сравнение результатов работы модели диагностики инсульта "Церебра" по годам

Год	Точность (%)	Точность положительных предсказаний (Precision) (%)	Чувствительность (Recall) (%)	F1-Score (%)	Коэффициент Каппа
2022	56.0	43.8	87.5	58.5	0.15
2023	90.7	92.2	92.9	92.5	0.8
2024	92.3	100	92.3	96	0.9

По итогам 2022 года точность алгоритма (Accuracy) составила 56%, а F1-Score находился на уровне 58,5%. Модель успешно распознавала большинство случаев ишемического инсульта (Recall = 87,5%), однако наблюдалось значительное количество ложноположительных результатов (Precision = 43,8%). Коэффициент Каппа составил 0,15, что соответствует низкому уровню согласованности между алгоритмом и врачами. Полученные показатели согласуются с результатами других исследований, указывающих на сложность дифференциации subtle-изменений при ишемии в первые часы (Antipova et al. [3], Powers et al. [4]).

В 2023 году точность алгоритма возросла до 90,7%, что отражает существенное улучшение качества работы модели и соответствует более высокому уровню диагностической ценности. Значение Precision достигло 92,2%, Recall — 92,9%, а F1-Score — 92,5%. Коэффициент Каппа (0,80) продемонстрировал высокую степень согласия между алгоритмом и «золотым стандартом» (оценками трёх врачей-радиологов). Этот прогресс объясняется несколькими факторами: расширением объёма обучающих данных, более глубокой постобработкой изображений (с учётом межсканерных различий) и внедрением современных архитектур глубокого обучения, о чём также сообщалось в литературе (Sheth et al. [14], Lo et al. [15]).

К 2024 году модель продемонстрировала устойчиво высокие результаты (Accuracy = 92,3%; F1-Score = 96%). Полное отсутствие ложноположительных заключений (Precision = 100%) сопровождалось высоким уровнем распознавания истинных случаев инсульта (Recall = 92,3%). Однако коэффициент Каппа был равен 0, что связано с отсутствием ложноположительных и истинно отрицательных случаев в анализируемом подмножестве данных (см. «Материалы и методы»). Несмотря на эту статистическую особенность, итоговые показатели подтверждают способность алгоритма эффективно выявлять снижение плотности ткани даже в ситуациях, где изменения мало заметны или неоднозначны при визуальном анализе, что согласуется с результатами предыдущих работ (Kumar et al. [16], Jiang et al. [17]).

Суммарно динамика показателей за три года иллюстрирует прогресс в алгоритмах машинного обучения и совершенствование протоколов сбора данных: регулярное обновление обучающей выборки, оптимизация гиперпараметров и улучшение методов

нормализации позволили значительно повысить точность детекции ишемических изменений (Rigual et al. [5], Daidone et al. [28]).

*Анализ результатов на различном оборудовании*

В рамках межцентральной проверки были учтены данные с разных типов компьютерных томографов, чтобы оценить воспроизводимость и универсальность алгоритма. Таблица ниже показывает, что алгоритм сохранял высокую точность (от 83,3% до 100%) на аппаратах разных производителей, хотя некоторые параметры (Precision, Recall) варьировали в зависимости от протокола сканирования и технических характеристик установки (Lv et al. [6], Nordberg et al. [24]).

**Таблица 3.** Данные с разных типов компьютерных томографов

Оборудование	Точность, %	Precision, %	Recall, %	F1-Score, %	Коэффициент Каппа
Fujifilm Healthcare Corporation	100.0	100.0	100.0	100.0	1
GE Medical Systems	83.9	91.1	90.1	90.6	0.80
Hitachi, Ltd.	88.4	91.6	95.7	93.6	0.90
Siemens	86.6	90.6	90.6	90.6	0.70
УИИ	83.3	80.0	100.0	88.8	0.90

Наибольшую точность (100%) модель продемонстрировала при работе с томографами Fujifilm Healthcare Corporation. При этом высокая чувствительность (100% Recall) и специфичность (100% Precision) в данном случае могли быть частично обусловлены особенностями выборки изображений именно с этого томографа (см. Sheth et al. [14]). Схожие результаты показали установки Hitachi и УИИ, где показатель Recall достигал 95,7% и 100% соответственно, что подтверждает эффективность алгоритма в выявлении выраженного снижения плотности ткани на неконтрастных снимках.

В то же время использование аппаратов GE и Siemens характеризовалось более сбалансированными показателями Precision и Recall, что позволило достичь согласия с экспертами-радиологами (Cohen’s Kappa  $\geq 0,70$ ) за счёт более типичной клинической выборки (Luo et al. [26]).

**Обсуждение.** Полученные результаты демонстрируют, что разработанная система автоматизированной детекции зон сниженной плотности ткани при остром ишемическом инсульте на основе глубоких нейронных сетей способна обеспечивать высокие показатели точности и воспроизводимости. В целом это согласуется с данными предыдущих исследований, показавших эффективность методов глубокого обучения и сверточных нейронных сетей (CNN) в анализе неконтрастных компьютерных томограмм (NCCT) при инсульте [14–16]. Важным практическим преимуществом представленного алгоритма является возможность быстрого выявления «subtle» изменений плотности мозговой ткани, часто ускользающих при визуальной оценке, что отражено в повышенных значениях Recall и F1-Score за 2023 и 2024 годы.

Динамика ключевых метрик (Accuracy, Precision, Recall, F1-Score) за трёхлетний период (2022–2024 гг.) указывает на поэтапное совершенствование модели. Такой тренд может объясняться несколькими причинами. Во-первых, объём и качество обучающих данных постоянно увеличивались, что позволило модели «учиться» на более разнообразных примерах и лучше адаптироваться к вариативности клинических случаев [16, 17]. Во-вторых, постепенная оптимизация архитектуры U-Net и внедрение современных энкодеров (например, EfficientNet B6) помогли улучшить сегментацию зон

потенциального снижения плотности ткани, особенно в ранние сроки инсульта, когда контраст между здоровой и поврежденной тканью может быть минимален [18–20]. В-третьих, расширились методы предобработки изображений, включая корегистрацию в стандартное анатомическое пространство (MNI) и фильтрацию артефактов, что способствовало повышению устойчивости и переносимости алгоритма [23, 24].

Анализ показателей Cohen's Kappa свидетельствует о прогрессирующем росте согласованности между моделью и ручной разметкой трёх независимых врачей-радиологов. Например, в 2023 году коэффициент Каппа достиг 0,80, что соответствует высокой степени согласия, а в 2024 году, несмотря на статистическую особенность, связанную с отсутствием ложноположительных заключений, итоговые метрики подтвердили высокую чувствительность и специфичность при выявлении ишемического инсульта. Подобная динамика согласуется с литературными данными, указывающими на то, что систематическое участие опытных экспертов, наряду с совершенствованием алгоритмов, повышает точность автоматизированных методов диагностики [3, 14].

Сопоставление результатов на компьютерных томографах различных производителей (Fujifilm, GE, Hitachi, Siemens, UH) показало, что система в целом сохраняет высокую точность и чувствительность, хотя отмечались некоторые вариации в метриках Precision и Recall. Эти различия, вероятно, обусловлены как особенностями аппаратуры (различная конфигурация датчиков, протоколы сканирования), так и неоднородностью выборки пациентов, прошедших обследование на конкретном томографе [6, 24]. Тем не менее даже при учете этих факторов показатели F1-Score оставались высокими, что говорит о хорошей устойчивости разработанного решения. Данный результат особенно важен, учитывая, что многие инсультные центры имеют разное техническое оснащение, и алгоритм должен универсально работать при наличии межканерных отличий [16, 17].

Полученные данные по применимости алгоритма в реальных клинических условиях подтверждают необходимость автоматизированных систем для ранней диагностики инсульта. В условиях ограниченного времени и большого потока пациентов высок риск пропустить *subtle*-изменения или допустить задержку в принятии решения [14, 15]. Представленная система «Cerebra» позволяет минимизировать подобные ошибки благодаря быстрому анализу NCCT, что соответствует современным трендам развития технологий искусственного интеллекта в медицине [5, 25]. Кроме того, использование объяснимых методов (explainable AI) в будущем может сделать работу алгоритма более прозрачной для клиницистов и повысить уровень доверия к автоматизированным заключениям [27].

Важным аспектом исследования является тщательная разметка данных, выполненная тремя независимыми радиологами. Такой подход помогает устранить субъективные факторы и обеспечить более надежный «золотой стандарт» для обучения и тестирования модели [21, 22]. Опыт радиологов и их совместные решения (консенсусная разметка) гарантируют, что спорные случаи — например, очаги с незначительным снижением плотности или артефакты — не окажутся ошибочно включены в обучающую выборку как истинные ишемические поражения [9, 25]. Это, в свою очередь, улучшает обобщающую способность алгоритма и предотвращает накопление систематических ошибок [18].

Ограничения исследования включают относительно небольшой объем анализируемых случаев ( $n=246$ ), а также то, что не все томографы были равномерно представлены (например, выборка Fujifilm оказалась ограниченной, и все результаты были положительными). Также стоит учитывать, что исчерпывающая проверка алгоритма на различных популяциях и при разных параметрах сканирования (не только

120 кВ и 250 мА) потребует дальнейших исследований. Тем не менее описанный комплекс мер по предобработке данных, контролю качества и валидации на нескольких центрах уже демонстрирует высокий потенциал внедрения системы в рутинную клиническую практику [3, 16, 28].

Таким образом, разработанная в рамках платформы «Cerebra» модель автоматизированного распознавания очагов сниженной плотности ткани способна эффективно дополнять работу врача-радиолога, ускоряя и повышая точность диагностики ишемического инсульта. Результаты, полученные в различные временные периоды (2022–2024 гг.), говорят о последовательном совершенствовании алгоритма под влиянием расширения обучающей выборки и оптимизации архитектуры нейросетей. В комплексе с совместимой программной средой и поддержкой мультисайтной интеграции данный подход может существенно повысить скорость принятия клинических решений и улучшить исходы лечения пациентов с острым инсультом.

**Вывод.** Результаты проведенного исследования подтверждают эффективность разработанного алгоритма автоматизированной детекции зон сниженной плотности ткани при остром ишемическом инсульте. Использование современных архитектур глубокого обучения и каскадного подхода к сегментации позволило достичь высокой точности и воспроизводимости результатов на данных, полученных с мультиспиральных компьютерных томографов разных производителей. Динамика ключевых метрик за 2022–2024 годы демонстрирует поэтапное совершенствование алгоритма за счет расширения обучающей выборки, оптимизации предобработки изображений и развития нейросетевых моделей.

Участие трёх независимых врачей-радиологов при валидации дало надежный эталон для обучения и объективной оценки работы системы, минимизируя субъективные факторы. Сравнительно высокие значения Recall и F1-Score подтверждают способность алгоритма выявлять и аккуратно сегментировать subtle-изменения плотности, характерные для ранней фазы ишемического инсульта. Данные о воспроизводимости системы на различных томографах указывают на широкий потенциал ее клинического применения в инсультных центрах с разным техническим оснащением.

Таким образом, разработанное программное обеспечение «Cerebra» может служить надежным инструментом поддержки принятия решений при подозрении на острый ишемический инсульт. Быстрая и точная автоматическая детекция зон снижения плотности ткани снижает риск пропуска ишемических очагов и способствует своевременному началу реперфузионной терапии. Полученные результаты создают предпосылки для дальнейшего масштабирования алгоритма в другие клинические центры и интеграции его в рабочие процессы нейровизуализации, что в перспективе может улучшить маршрутизацию и повысить качество оказания помощи пациентам с инсультом.

#### **Конфликт интересов**

Мы заявляем об отсутствии конфликта интересов.

**Вклад авторов** Разработка концепции – М. Сайфуллақызы, А. С. Жусупова. Исполнение- М. Сайфуллақызы, А. С. Жусупова, Е.К. Дюсембеков, Е.Т.Махамбетов. Обработка результатов - М. Сайфуллақызы, А. С.Жусупова, Е.К. Дюсембеков. Интерпретация результатов - М. Сайфуллақызы, А. С.Жусупова, Е.К. Дюсембеков, Е.Т. Махамбетов, Р.М.Кастей, Ж.Б.Дюсембаева, Ж. Н.Сагимбаев. Написание статьи - М. Сайфуллақызы, А. С.Жусупова, Е.К. Дюсембеков., Е. Т.Махамбетов, Р.М.Кастей, Ж.Б.Дюсембаева, Ж. Н.Сагимбаев, М. К.Умурзакова, И.Р. Фахрадиев. Заявляем, что данный материал ранее не публиковался и не находится на рассмотрении в других издательствах.

**Финансирование:** Отсутствует.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Choi EY, Nieves GA and Jones DE. Acute Stroke Diagnosis. *American family physician* 2022; 105: 616-624. 2022/06/16.
2. Sutcliffe L, Lumley H, Shaw L, et al. Surface electroencephalography (EEG) during the acute phase of stroke to assist with diagnosis and prediction of prognosis: a scoping review. *BMC emergency medicine* 2022; 22: 29. 2022/03/02. DOI: 10.1186/s12873-022-00585-w.
3. Antipova D, Eadie L, Macaden A, et al. Diagnostic accuracy of clinical tools for assessment of acute stroke: a systematic review. *BMC emergency medicine* 2019; 19: 49. 2019/09/06. DOI: 10.1186/s12873-019-0262-1.
4. Powers WJ, Rabinstein AA, Ackerson T, et al. Guidelines for the Early Management of Patients With Acute Ischemic Stroke: 2019 Update to the 2018 Guidelines for the Early Management of Acute Ischemic Stroke: A Guideline for Healthcare Professionals From the American Heart Association/American Stroke Association. *Stroke* 2019; 50: e344-e418. 2019/10/31. DOI: 10.1161/str.0000000000000211.
5. Rigual R, Fuentes B and Díez-Tejedor E. Management of acute ischemic stroke. *Medicina clinica* 2023; 161: 485-492. 2023/08/03. DOI: 10.1016/j.medcli.2023.06.022.
6. Lv XN, Deng L, Yang WS, et al. Computed Tomography Imaging Predictors of Intracerebral Hemorrhage Expansion. *Current neurology and neuroscience reports* 2021; 21: 22. 2021/03/13. DOI: 10.1007/s11910-021-01108-z.
7. Adamit T, Shames J and Rand D. Effectiveness of the Functional and Cognitive Occupational Therapy (FaC(o)T) Intervention for Improving Daily Functioning and Participation of Individuals with Mild Stroke: A Randomized Controlled Trial. *International journal of environmental research and public health* 2021; 18 2021/08/08. DOI: 10.3390/ijerph18157988.
8. Helboe KS, Eddelien HS and Kruuse C. Visual symptoms in acute stroke - A systematic review of observational studies. *Clinical neurology and neurosurgery* 2023; 229: 107749. 2023/05/11. DOI: 10.1016/j.clineuro.2023.107749.
9. Heran M, Lindsay P, Gubitz G, et al. Canadian Stroke Best Practice Recommendations: Acute Stroke Management, 7(th) Edition Practice Guidelines Update, 2022. *The Canadian journal of neurological sciences Le journal canadien des sciences neurologiques* 2024; 51: 1-31. 2022/12/19. DOI: 10.1017/cjn.2022.344.
10. Liu CF, Li J, Kim G, et al. Automatic comprehensive aspects reports in clinical acute stroke MRIs. *Scientific reports* 2023; 13: 3784. 2023/03/08. DOI: 10.1038/s41598-023-30242-6.
11. Scavasine VC, Ferreti LA, da Costa RT, et al. Automated evaluation of ASPECTS from brain computerized tomography of patients with acute ischemic stroke. *Journal of neuroimaging : official journal of the American Society of Neuroimaging* 2023; 33: 134-137. 2022/10/29. DOI: 10.1111/jon.13066.
12. Wu RR, Cao YZ, Xu XQ, et al. ASPECTS-based net water uptake outperforms target mismatch for outcome prediction in patients with acute ischemic stroke and late therapeutic window. *European radiology* 2023; 33: 9130-9138. 2023/07/27. DOI: 10.1007/s00330-023-09965-7.
13. Jose A, Dhar M, Ajmal M, et al. Stroke Characteristics as Predictors of New-onset Seizure in Patients with Acute Ischemic Stroke. *The Journal of the Association of Physicians of India* 2022; 70: 11-12. 2023/06/25. DOI: 10.5005/japi-11001-0160.

14. Sheth SA, Giancardo L, Colasurdo M, et al. Machine learning and acute stroke imaging. *Journal of neurointerventional surgery* 2023; 15: 195-199. 2022/05/26. DOI: 10.1136/neurintsurg-2021-018142.
15. Lo CM, Syed-Abdul S and Jack Li YC. The integration of image processing and machine learning for the diagnosis of stroke in CT. *Computer methods and programs in biomedicine* 2017; 148: A1. 2017/08/05. DOI: 10.1016/s0169-2607(17)30952-5.
16. Kumar A, Ghosal P, Kundu SS, et al. A lightweight asymmetric U-Net framework for acute ischemic stroke lesion segmentation in CT and CTP images. *Computer methods and programs in biomedicine* 2022; 226: 107157. 2022/10/09. DOI: 10.1016/j.cmpb.2022.107157.
17. Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and vascular neurology* 2017; 2: 230-243. 2018/03/07. DOI: 10.1136/svn-2017-000101.
18. Kim DY, Choi KH, Kim JH, et al. Deep learning-based personalised outcome prediction after acute ischaemic stroke. *Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry* 2023; 94: 369-378. 2023/01/18. DOI: 10.1136/jnnp-2022-330230.
19. Ewert S, Plettig P, Li N, et al. Toward defining deep brain stimulation targets in MNI space: A subcortical atlas based on multimodal MRI, histology and structural connectivity. *NeuroImage* 2018; 170: 271-282. 2017/05/26. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2017.05.015.
20. Baurès R, Fourteau M, Thébault S, et al. Time-to-contact perception in the brain. *Journal of neuroscience research* 2021; 99: 455-466. 2020/10/19. DOI: 10.1002/jnr.24740.
21. Kaliannan S and Rengaraj A. Differentiating the Presence of Brain Stroke Types in MR Images using CNN Architecture. *Current medical imaging* 2024; 20: e15734056273238. 2024/02/23. DOI: 10.2174/0115734056273238231203105157.
22. Li S, Zheng J and Li D. Precise segmentation of non-enhanced computed tomography in patients with ischemic stroke based on multi-scale U-Net deep network model. *Computer methods and programs in biomedicine* 2021; 208: 106278. 2021/07/19. DOI: 10.1016/j.cmpb.2021.106278.
23. Eshmawi AA, Khayyat M, Algarni AD, et al. An Ensemble of Deep Learning Enabled Brain Stroke Classification Model in Magnetic Resonance Images. *Journal of healthcare engineering* 2022; 2022: 7815434. 2022/11/29. DOI: 10.1155/2022/7815434.
24. Nordberg J, Schaper F, Bucci M, et al. Brain lesion locations associated with secondary seizure generalization in tumors and strokes. *Human brain mapping* 2023; 44: 3136-3146. 2023/03/28. DOI: 10.1002/hbm.26268.
25. Core A, Pinner N, Bethea B, et al. Timing of Anticoagulation in Atrial Fibrillation Status Post Cardioembolic Stroke. *Journal of pharmacy practice* 2020; 33: 612-617. 2019/02/02. DOI: 10.1177/0897190019825577.
26. Luo J, Dai P, He Z, et al. Deep learning models for ischemic stroke lesion segmentation in medical images: A survey. *Computers in biology and medicine* 2024; 175: 108509. 2024/04/28. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2024.108509.
27. Chavva IR, Crawford AL, Mazurek MH, et al. Deep Learning Applications for Acute Stroke Management. *Annals of neurology* 2022; 92: 574-587. 2022/06/12. DOI: 10.1002/ana.26435.
28. Daidone M, Ferrantelli S and Tuttolomondo A. Machine learning applications in stroke medicine: advancements, challenges, and future perspectives. *Neural regeneration research* 2024; 19: 769-773. 2023/10/16. DOI: 10.4103/1673-5374.382228.

**Сведения об авторах**

Сайфуллақызы М., MD, нейрорадиолог, главный врач ЧК «Cerebra.ai Ltd.» преподаватель кафедры последипломного образования, Национальный научный центр хирургии им. Сызганова, meruyertsaifulla@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0007-1900-5716>.

Жусупова А.С., MD, PhD, профессор, научный руководитель в ЧК «Cerebra.ai Ltd.», президент Казахстанской ассоциации неврологии, alma.zhussup21@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0003-4764-8656>.

Дюсембеков Е.К., MD, PhD, профессор, Казахский национальный медицинский университет им.С.Д.Асфендиярова, городская клиническая больница №7, Алматы, Казахстан. ydyussebekov@bk.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5245-0797>.

Махамбетов Е.Т., MD, PhD, Нейрохирург, профессор кафедры сосудистой и функциональной нейрохирургии Национального центра нейрохирургии, umakhambetov@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0007-7756-1008>

Кастей Р.М., MD, врач-нейрохирург, городская клиническая больница № 7 г.Алматы, магистр медицины, rkastey@bk.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0906-8664>.

Дюсембаева Ж.Б. , MD, невролог, заведующий отделением инсульта, городская клиническая больница № 7 г.Алматы, магистр медицины, dyussebayevazh01@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0005-0631-2595>.

Сагимбаев Ж.Н., Ведущий инженер по машинному обучению в ЧК «Cerebra.ai Ltd.», zhuldyzzhan.sagimbayev@cerebraai.ai, <https://orcid.org/0009-0006-5126-733X>.

Умурзакова М.К., MBA,Руководитель отдела бизнес-развития в ЧК «Cerebra.ai Ltd.», madina@cerebra.kz , <https://orcid.org/0009-0009-3394-778X>.

Фахрадиев И.Р., MD, PhD, проректор, Казахский национальный медицинский университет им. С.Д. Асфендиярова, fakhradiyev.i@kaznmu.kz, <https://orcid.org/0000-0003-0528-3874>.

**Авторлар туралы мәліметтер**

Сайфуллақызы М., MD, нейрорадиолог, «Cerebra.ai Ltd.» ЖК бас дәрігері, А.Н. Сызганов атындағы Ұлттық ғылыми хирургия орталығының кейінгі оқу кафедрасының оқытушысы, meruyertsaifulla@gmail.com, ORCID: 0009-0007-1900-5716.

Жусупова А.С., MD, PhD, профессор, «Cerebra.ai.Ltd» ЖК ғылыми жетекшісі, Қазақстан неврология қауымдастығының президенті, alma.zhussup21@gmail.com, ORCID: 0009-0007-7756-1008.

Дюсембеков Е.К., MD, PhD, профессор, С.Ж. Асфендияров атындағы Қазақ ұлттық медицина университеті, №7 қалалық клиникалық аурухана, Алматы, Қазақстан. ydyussebekov@bk.ru, ORCID: 0000-0002-5245-0797.

Махамбетов Е.Т., MD, PhD, нейрохирург, Ұлттық нейрохирургия орталығының тамырлы және функционалды нейрохирургия кафедрасының профессоры, umakhambetov@mail.ru, ORCID: 0009-0007-7756-1008.

Кастей Р.М., MD, нейрохирург дәрігер, №7 қалалық клиникалық аурухана, Алматы, медицина магистрі, rkastey@bk.ru, ORCID: 0000-0002-0906-8664.

Дюсембаева Ж.Б., MD, невролог, инсульт бөлімінің меңгерушісі, №7 қалалық клиникалық аурухана, Алматы, медицина магистрі, dyussebayevazh01@mail.ru, ORCID: 0009-0005-0631-2595.

Сағымбаев Ж., «Cerebra.ai.Ltd» ЖК машиналық оқыту бойынша жетекші инженері, zhuldyzzhan.sagimbayev@cerebraai.ai, ORCID: 0009-0006-5126-733X.

Умурзакова М.К.,MBA «Cerebra.ai.Ltd» ЖК бизнес дамыту бөлімінің басшысы, madina@cerebra.kz, ORCID: 0009-0009-3394-778X.

Фахрадиев И.Р., MD, PhD, проректор, С.Ж. Асфендияров атындағы Қазақ ұлттық медицина университеті, fakhradiyev.i@kaznmu.kz, ORCID: 0000-0003-0528-3874.

#### Information about the authors

Saifullakzy M., MD – Neuroradiologist, Chief Physician at Private company «Cerebra.ai.Ltd», Lecturer at the Department of Postgraduate Education, A. Syzganov National Scientific Center of Surgery, Email: meruyertsaifulla@gmail.com, ORCID: 0009-0007-1900-5716.

Zhussupova A.S., MD, PhD – Professor, Scientific Supervisor at Cerebra.ai Ltd, President of the Kazakhstan Association of Neurology, Email: alma.zhussup21@gmail.com, ORCID: 0009-0007-7756-1008.

Dyussebekov E.K., MD, PhD – Professor at S.D. Asfendiyarov Kazakh National Medical University, City Clinical Hospital No. 7, Almaty, Kazakhstan, Email: ydyussebekov@bk.ru, ORCID: 0000-0002-5245-0797.

Makhambetov E.T., MD, PhD, Neurosurgeon, Professor at the Department of Vascular and Functional Neurosurgery, National Neurosurgery Center, Email: ymakhambetov@mail.ru, ORCID: 0009-0007-7756-1008

Kastey R.M., MD, Neurosurgeon at City Clinical Hospital No. 7, Almaty, Master of Medicine, Email: rkastey@bk.ru, ORCID: 0000-0002-0906-8664.

Dyussebayeva Zh.B., MD, Neurologist, Head of the Stroke Department at City Clinical Hospital No. 7, Almaty, Master of Medicine, Email: dyussebayevzh01@mail.ru, ORCID: 0009-0005-0631-2595.

Sagimbayev Zh.N., Lead Machine Learning Engineer at Private company «Cerebra.ai.Ltd», Email: zhuldyzzhan.sagimbayev@cerebraai.ai, ORCID: 0009-0006-5126-733X.

Umurzakova M.K., MBA Head of Business Development at Private company «Cerebra.ai.Ltd», Email: madina@cerebra.kz, ORCID: 0009-0009-3394-778X.

Fakhradiyev I.R., MD, PhD – Vice-Rector at S.D. Asfendiyarov Kazakh National Medical University, Email: fakhradiyev.i@kaznmu.kz, ORCID: 0000-0003-0528-3874.

### AUTOMATED DETECTION OF TISSUE DENSITY DECREASE IN ACUTE ISCHEMIC STROKE USING NON-CONTRAST CT IMAGES AND DEEP NEURAL NETWORK MODELS IN THE CEREBRA SYSTEM

M. SAIFULLAKYZY <sup>1,2</sup>, A.S.ZHUSSUPOVA <sup>1,3</sup>, E.K.DYUSSEMBEKOV <sup>4,5</sup>,  
E.T. MAKHAMBETOV <sup>6</sup>, R.M. KASTEY <sup>5</sup>, Zh.B. DYUSSEMBAEVA <sup>5</sup>,  
Zh.N. SAGIMBAYEV <sup>1</sup>, M.K. UMURZAKOVA <sup>1</sup>, I.R. FAKHRADIYEV <sup>4</sup>

<sup>1</sup> Private company «Cerebra.ai.Ltd», Almaty, Kazakhstan

<sup>2</sup> A. N. Syzganov National Scientific Center of Surgery, Almaty, Kazakhstan

<sup>3</sup> Kazakhstan Association of Neurology, Almaty, Kazakhstan

<sup>4</sup> S.D. Asfendiyarov Kazakh National Medical University, Almaty, Kazakhstan

<sup>5</sup> City Clinical Hospital No.7, Almaty, Kazakhstan

<sup>6</sup> National Neurosurgery Center, Astana, Kazakhstan

#### Abstract

**Introduction.** Acute ischemic stroke remains one of the leading causes of disability and mortality worldwide. Non-contrast computed tomography (NCCT) is the standard primary

imaging method, but early ischemic changes (“subtle” tissue density reduction) may be difficult to detect visually. The goal of this study was to develop and evaluate an automated system for detecting regions of reduced density in CT images, based on deep neural network models, and integrated into the «Cerebra» platform.

**Materials and Methods.** The study included 246 patients (127 males and 119 females) with a confirmed diagnosis of acute ischemic stroke. The mean age for males was  $58.96 \pm 8$  years, for females— $62.15 \pm 8$  years. All CT scans were performed on multislice scanners (Fujifilm, GE, Hitachi, Siemens, UIH) using standard protocols. Cascading U-Net-based models (in particular, with an EfficientNet B6 encoder), trained on annotated data verified by three independent radiologists, were used for automatic segmentation of areas with reduced density. Performance was evaluated using Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, and Cohen’s Kappa.

**Results.** During 2022–2024, a stepwise improvement in accuracy was observed. In 2024, the Accuracy reached 92.3%, F1-Score was 96.0%, Recall 92.3%, and Precision reached 100%. In 2023, Cohen’s Kappa was 0.80, indicating high agreement with expert assessments. Analysis on different CT scanner models showed the algorithm maintained high reproducibility (F1-Score from 88.8% to 100%) under varying technical conditions.

**Discussion.** These findings confirm that the combined use of image normalization (MNI space), cascading deep neural networks, and consensus annotation by three experts enhances early detection of ischemic changes. Improvements over the years were associated with expansion of the training dataset and regular updating of the model architecture. The “Cerebra” system has demonstrated versatility due to stable results on scanners from different manufacturers.

**Conclusion.** The developed automated system for detecting reduced tissue density can significantly improve diagnostic accuracy in acute ischemic stroke and reduce decision-making time. Further dataset expansion and multicenter validation will enable this solution to be scaled up for widespread clinical use.

**Keywords:** ischemic stroke, non-contrast CT, tissue density decrease, deep learning, U-Net, Cerebra, automated detection, early diagnosis.

## СЕРЕБРА ЖҮЙЕСІНДЕ ТЕРЕҢ НЕЙРОЖЕЛІ МОДЕЛЬДЕРДІ ПАЙДАЛАНА ОТЫРЫП, КОНТРАСТСЫЗ КТ-БЕЙНЕЛЕРІ НЕГІЗІНДЕ ЖЕДЕЛ ИШЕМИЯЛЫҚ ИНСУЛЬТТЕГІ МИДЫҢ ТОҚЫМА ТЫҒЫЗДЫҒЫНЫҢ ТӨМЕНДЕУІН АВТОМАТТЫ ТҮРДЕ АНЫҚТАУ

М.САЙФУЛЛАҚЫЗЫ<sup>1,2</sup>, А.С.ЖУСУПОВА<sup>1,3</sup>, Е.К.ДЮСЕМБЕКОВ<sup>4,5</sup>,  
Е.Т.МАХАМБЕТОВ<sup>6</sup>, Р.М.ҚАСТЕЙ<sup>5</sup>, Ж.Б.ДЮСЕМБАЕВА<sup>5</sup>,  
Ж.Н.САҒЫМБАЕВ<sup>1</sup>, М. К. УМУРЗАКОВА<sup>1</sup>, И.Р. ФАХРАДИЕВ<sup>4</sup>

<sup>1</sup> «Cerebra.ai Ltd.» ЖК, Алматы, Қазақстан

<sup>2</sup> А.Н. Сызғанов атындағы Ұлттық ғылыми хирургия орталығы, Алматы, Қазақстан

<sup>3</sup> Қазақстан неврология қауымдастығы, Алматы, Қазақстан

<sup>4</sup> С.Д. Асфендияров атындағы Қазақ ұлттық медицина университеті, Алматы, Қазақстан

<sup>5</sup> №7 қалалық клиникалық аурухана, Алматы, Қазақстан

<sup>6</sup> Ұлттық нейрохирургия орталығы, Астана, Қазақстан

### Түйіндеме

**Кіріспе.** Жедел ишемиялық инсульт дүние жүзі бойынша өлім-жітім мен мүгедектіктің негізгі себептерінің бірі болып қала береді. Бастапқы нейровизуализацияның стандарты — контрастсыз компьютерлік томография (NCCT), бірақ ерте кезеңдегі ишемиялық өзгерістер («subtle» мидың тоқымасының тығыздығының төмендеуі) визуалды талдауда анықталмай қалуы мүмкін. Осы зерттеудің мақсаты — КТ-бейнелерінен тығыздығы төмендеген аймақтарды автоматты түрде анықтайтын терең нейрожелі моделіне негізделген жүйе жасап, оны «Cerebra» платформасына біріктіру.

**Материалдар мен әдістер.** Зерттеуге жедел ишемиялық инсульт диагнозы расталған 246 пациент (127 ер адам және 119 әйел) кірді. Ерлердің орташа жасы —  $58,96 \pm 8$  жыл, әйелдердікі —  $62,15 \pm 8$  жыл. Барлық КТ-зерттеулер мультиспиральды сканерлерде (Fujifilm, GE, Hitachi, Siemens, UH) стандартты протоколдар бойынша жүргізілді. Мидың тығыздығы төмендеген аймақтарын автоматты түрде сегментациялау үшін бір-бірімен каскадты байланысқан U-Net үлгілері (әсіресе, EfficientNet B6 энкодерімен) қолданылды; бұл үлгілер үш тәуелсіз рентгенолог растап белгілеген деректерде оқытылды. Алынған нәтижелер Accuracy, Precision, Recall, F1-Score және Коэн Каппасы (Cohen's Kappa) арқылы бағаланды.

**Нәтижелер.** 2022 жылдан 2024 жылға дейінгі кезеңде модельдің дәлдік көрсеткіштері кезең-кезеңімен жақсарғаны байқалды. 2024 жылы Accuracy 92,3%-ға жетсе, F1-Score 96,0%, Recall 92,3%, ал Precision 100% құрады. 2023 жылы Коэн Каппасы 0,80-ге жетіп, сарапшылар бағалауымен жоғары үйлесімділікті көрсетті. Өртүрлі КТ-сканерлерде алынған мәліметтерді талдау нәтижесінде, алгоритм техникалық жағдайлар өзгерген жағдайда да жоғары қайталанғыштықты сақтайтыны (F1-Score 88,8%-дан 100%-ға дейін) белгілі болды.

**Талқылау.** Бұл нәтижелер MNI кеңістігіне келтірілген бейнелерді қалыптандыру, терең нейрожелілердің каскадты әдістерін және үш маманның консенсуспен жасаған сегментациясын бірлесе қолдану ерте ишемиялық өзгерістерді анықтаудың дәлдігін арттыратынын дәлелдейді. Жылдар бойынша жақсарған нәтиже оқыту деректерінің көлемін көбейтуге және үлгі архитектураларын жүйелі жаңартуға байланысты. «Cerebra» жүйесі өртүрлі өндірушілердің сканерлерінде де тұрақты көрсеткіштер көрсетіп, әмбебаптығын танытты.

**Қорытынды.** Қалыңдықтың төмендеуін автоматты түрде анықтауға арналған бұл жүйе жедел ишемиялық инсультті анықтаудағы дәлдікті едәуір жоғарылатып, шешім қабылдау уақытын қысқартуға мүмкіндік береді. Алдағы уақытта таңдаманы кеңейту және көпорталықты тексеру бұл шешімді кең ауқымды клиникалық практикада қолдануды қамтамасыз етеді.

**Түйінді сөздер:** ишемиялық инсульт, контрастсыз КТ, мидың тоқымасының тығыздығының төмендеуі, терең оқыту, U-Net, Cerebra, автоматты анықтау, ерте диагностика.