

## СРАВНИТЕЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМЫ БЕСКОНТРАСТНОЙ КТ-ДИАГНОСТИКИ ОСТРОГО ИШЕМИЧЕСКОГО ИНСУЛЬТА НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Прохорихин А.А.<sup>1</sup>, Байструков В.И.<sup>1</sup>, Бойков А.А.<sup>1</sup>, Малаев Д.У.<sup>1</sup>,  
Таркова А.Р.<sup>1</sup>, Шаяхметова С.В.<sup>1</sup>, Гришков А.В.<sup>1</sup>, Казанцев А.С.<sup>1</sup>,  
Шигаев В.В.<sup>1</sup>, Кох В.Н.<sup>2</sup>, Аветисян М.С.<sup>2</sup>, Умеренков Д.Е.<sup>2</sup>, Кретов Е.И.<sup>1</sup>

**Цель исследования.** Оценить точность и специфичность распознавания очагов острого инсульта с помощью системы бесконтрастной КТ-диагностики острого ише-мического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обучения в сравнении со специалистами КТ-диагностики.

**Материалы и методы.** На базе ФГБУ «НМИЦ им. ак. Е.Н. Мешалкина» Минздрава России были отобраны и валидированы КТ-изображения по 30 случаев острого ише-мического инсульта, геморрагического инсульта и 30 случаев условно обозначен-ных «без патологии» (в данных случаях отсутствовали признаки острого/подострого инсуль-та). После анонимизации и рандомизации, отобранные случаи были проанали-зированы 4 независимыми специалистами КТ-диагностики и системой бесконтрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обуче-ния.

**Результаты.** Среди специалистов КТ-диагностики точность определения диагно-за в представленной выборке составила 91.1%, 94.4%, 88.9%, и 95.6% соответственно. Точность определения диагноза системой бесконтрастной КТ-диагностики составила 91.1%, при сравнении с КТ-специалистами статистически достоверной разницы проде-монстрировано не было. При анализе результатов тестирования системы, чувстви-тельность и специфичность диагностики острого инсульта системой составили 98.1% и 80.6% соответственно. Показатель диагностической ценности системы AUC составил 0.894 ( $p < 0.001$ ).

**Обсуждение.** На сегодняшний день, согласно последним рекомендациям Амери-канской ассоциации кардиологов компьютерная томография (КТ) головного мозга за-нимает основное место в диагностике острого инсульта [10]. В данной статье пред-ставлено первое исследование, в котором выполнено сравнение точности определения диагноза разрабатываемой коллективом автором системы бесконтрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обу-чения со специалистами КТ-диагностики.

**Выводы.** Разработанная система бесконтрастной КТ-диагностики острого ише-мического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обучения продемонстрировала сопоставимые со специалистами КТ-диагностики результаты точности диагностики очагов острого инсульта. Определено, что в условиях проведенного эксперимента, си-стема имеет высокие чувствительность и специфичность диагностики острого инсуль-та. Тем не менее необходимо дальнейшее обучение системы для увеличения точности и расширения функционала анализа КТ-изображений.

Ключевые слова: острый инсульт, компьютерная томография, нейронная сеть, искусственный интеллект.

Контактный автор: Прохорихин А.А. e-mail: [a\\_prohorihin@meshalkin.ru](mailto:a_prohorihin@meshalkin.ru)

Для цитирования: Прохорихин А.А., Байструков В.И., Бойков А.А., Малаев Д.У., Таркова А.Р., Шаяхметова С.В., Гришков А.В., Казанцев А.С., Шигаев В.В., Кох В.Н., Аветисян М.С., Умеренков Д.Е., Кретов Е.И. Сравнительное исследование системы бес-контрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных се-тей глубокого обучения. REJR 2020; 10(3):36-45. DOI:10.21569/2222-7415-2020-10-3-36-45.

Статья получена: 17.05.20

Статья принята: 19.08.20

1 – ФГБУ «Национальный медицинский исследова-тельский центр имени академика Е.Н. Мешал-кина» Минздрава России. г. Новосибирск, Россия.  
2 – Лаборатория искус-ственного интеллекта, Сбербанк. г. Москва, Россия.

## NEURAL NETWORK-BASED SYSTEM OF ACUTE STROKE NON-CONTRAST COMPUTED TOMOGRAPHY DIAGNOSTICS: A COMPARATIVE STUDY

Prokhorikhin A.<sup>1</sup>, Baystrukov V.<sup>1</sup>, Boykov A.<sup>1</sup>, Malaev D.<sup>1</sup>, Tarkova A.<sup>1</sup>,  
Shayakhmetova S.<sup>1</sup>, Grishkov A.<sup>1</sup>, Kazancev A.<sup>1</sup>, Shigaev V.<sup>1</sup>, Kokh V.<sup>2</sup>,  
Avetisyan M.<sup>2</sup>, Umerenkov D.<sup>2</sup>, Kretov E.<sup>1</sup>

**Purpose.** To evaluate the accuracy, sensitivity and specificity of acute stroke diagnostics with neural network-based system of non-contrast enhanced computed tomography analysis in comparison with CT-diagnostics specialists.

**Material and methods.** A set of CT-images “without pathology” (absence of acute/subacute ischemic stroke or intracranial hemorrhage) and cases of ischemic stroke and intracranial hemorrhage (n=90) were selected and validated by three experts of CT-diagnostics in E.N. Meshalkin National medical research center. The selected anonymized cases were retrospectively assessed by four independent CT-diagnostics specialists and neural network-based system of acute stroke non-contrast computed tomography diagnostics.

**Results.** The accuracy of acute stroke diagnostics by the neural network-based system (91.1%) didn't statistically differ from all four CT-diagnostics specialists (91.1%, 94.4%, 88.9%, and 95.6%). During the ROC-analysis, the high level of sensitivity (98.1%) and specificity (80.6%), as well as the AUC = 0.894 (p<0.001), were demonstrated.

**Discussion.** According to current AHA/ASA guidelines for the early management of patients with acute ischemic stroke, computed tomography is a basic tool in acute stroke diagnostics. This article presents the first performance of newly developed neural network-based system of acute stroke non-contrast computed tomography diagnostics in comparison with CT-diagnostics specialists.

**Conclusion.** The developed neural network-based system has demonstrated the comparable accuracy of acute stroke diagnostics. In terms of experiment, system showed high levels of acute stroke diagnostics sensitivity and specificity, however, further development and education of neural network to provide higher accuracy and better differential diagnostics are required.

**Keywords:** stroke, neural network, artificial intelligence.

**Corresponding author:** Prokhorikhin Aleksei, e-mail: [a\\_prohorihin@meshalkin.ru](mailto:a_prohorihin@meshalkin.ru)

*For citation: Prokhorikhin A., Baystrukov V., Boykov A., Malaev D., Tarkova A., Shayakhmetova S., Grishkov A., Kazancev A., Shigaev V., Kokh V., Avetisyan M., Umerenkov D., Kretov E. Neural network-based system of acute stroke non-contrast computed tomography diagnostics: a comparative study. REJR 2020; 10(3):36-45. DOI:10.21569/2222-7415-2020-10-3-36-45.*

**Received:** 17.05.20

**Accepted:** 19.08.20

**С**корейшая диагностика острого нарушения мозгового кровообращения или инсульта имеет первоочередное значение для принятия решения о методе дальнейшего лечения [1]. Так КТ-диагностика острого ишемического инсульта в первые часы после возникновения, позволяет дифференцировать геморрагический (ГИ) и ишемический инсульт (ИИ) на основании чего и принимается решение о назначении тромболитической терапии [2].

Бесконтрастная КТ-диагностика ишемического инсульта (ИИ) доказала свою эффективность, однако интерпретация полученных таким образом КТ-изображений ИИ вызывает определенные сложности. Это связано с тем, что ранние изменения при ИИ на КТ выглядят как очаги пониженной рентгеновской плотности, которые человеческий глаз в силу различных факторов не всегда может дифференцировать [3]. В виду этого, создание и валидация систем для обработки изображений на базе ис-

1 – E.N. Meshalkin National medical research center.

Novosibirsk, Russia.

2 – Artificial intelligence laboratory, Sberbank.

Moscow, Russia.

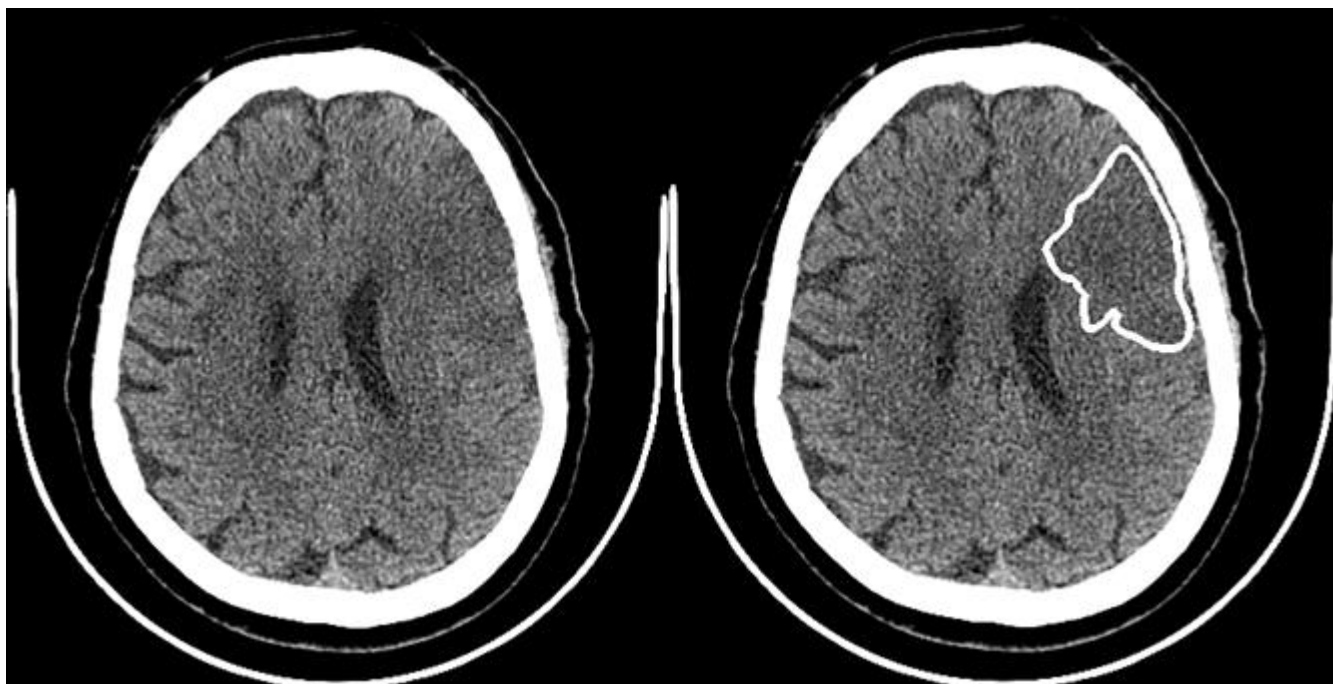


Рис. 1 (Fig. 1)

**Рис. 1. КТ головного мозга, аксиальная плоскость.**

Примеры исходного и итогового изображений с выделением патологического очага.

**Fig. 1. CT, brain, axial plane.**

Examples of the initial and final images with the allocation of the pathological focus.

кусственного интеллекта представляется основным вариантом повышения эффективности ранней диагностики ИИ [4].

**Цель исследования.**

Оценить точность и специфичность распознавания очагов острого инсульта с помощью системы бесконтрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обучения в сравнении со специалистами КТ-диагностики.

**Материалы и методы.****Архитектура.**

Для проведения исследования использовалась многослойная сверточная нейронная сеть, относящаяся к классу архитектур U-net, изначально разработанных для сегментации медицинских изображений [5]. Для данной задачи использовался энкодер DPN-92 [6] с весовыми коэффициентами, предварительно выведенными на обучающей выборке ImageNet [7]. С учетом относительно небольшого размера обучающей выборки использовался декодер, состоящий на каждом этапе из 16 срезов. Для более точного учета контекста на выходе из каждого этапа энкодера использовались блоки spatial queue and excitation [8]. Для построения итогового изображения (рис. 1) использовалась по-пиксельная полносвязная сеть, на вход которой

подавались значения всех этапов декодера [9]. Общая архитектура нейронной сети изображена на рисунке 2.

**Обучающая выборка.**

Для обучения использовались данные 94 пациентов с ГИ и данные 193 пациентов с ИИ. Предоставленные данные представляли собой неразмеченные КТ-изображения с расстоянием между срезами 1 мм, неразмеченные КТ-изображения с расстоянием между срезами 5 мм, размеченные врачами-радиологами КТ-изображения с расстоянием между срезами 5 мм (область инсульта обведена линией). Для увеличения объема обучающей выборки была проведена интерполяция разметки на изображении с расстоянием между срезами 1 мм по следующему алгоритму.

1. Для каждого неразмеченного изображения из набора с расстоянием между срезами 1 мм находилось наиболее похожее из размеченной группы с расстоянием между срезами 5 мм, его разметка считалась идентичной разметке соответствующего слоя из набора 5 мм.

2. Если в двух соседних срезах из размеченной серии с расстоянием между срезами 5 мм были выделены очаги инсульта, то на всех срезах, находящихся между ними, из неразмеченной серии с расстоянием между срезами 1

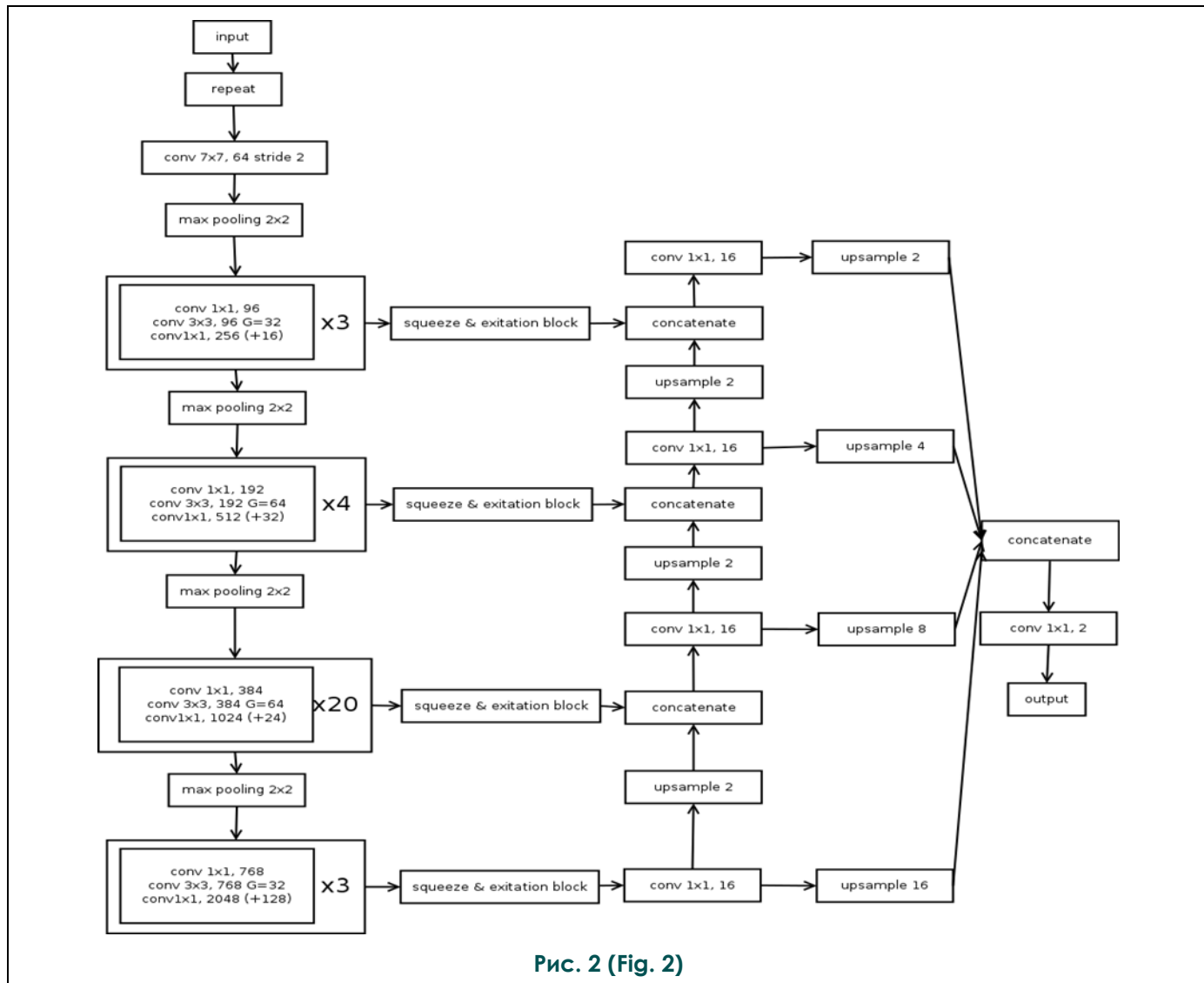


Рис. 2 (Fig. 2)

Рис. 2. Схема.

Архитектура нейросетевой модели.

Fig. 2. Scheme.

The architecture of the neural network model.

мм размечались предполагаемые очаги инсульта с помощью гладкой интерполяции.

Далее модель обучалась на размеченном наборе данных с расстоянием между срезами 1 мм. Весь набор имеющихся данных был разделен на обучающую выборку и валидационную в пропорции 90% - 10%.

**Постобработка и классификация.**

Предсказание системой диагноза для каждого пациента производилось с использованием лучших весовых коэффициентов, полученных на этапе обучения, по следующему алгоритму:

1. Для каждого слоя КТ делалось независимое предсказание – каждому пикселю системы присваивалась вероятность ИИ и ГИ.

2. Все слои исследования объединялись в

трехмерное облако вероятностей.

3. Для пикселей с вероятностью ИИ или ГИ больше 0.5 присваивался соответствующий флаг ИИ или ГИ.

4. Если количество пикселей с флагами ГИ и ИИ равнялось нулю – пациент относился к группе «без патологии».

5. Все пиксели с флагом ГИ или ИИ разбивались на связанные группы в трехмерном пространстве, группа пикселей считалась очагом инсульта если ее общий объем был более 1 см<sup>3</sup> (исключение маленьких очагов) и количество пикселей в любом срезе очага не превышало 50% от общего количества пикселей в группе (исключение плоских очагов).

6. Если количество очагов ИИ или ГИ равнялось нулю – пациент относился к группе «без



Рис. 3 (Fig. 3)

Рис. 3. Схема.

Дизайн исследования.

Fig. 3. Scheme.

Study design.

Врач: \_\_\_\_\_ Исследователь: \_\_\_\_\_

№	Порядковый номер случая	Диагноз
		<input type="checkbox"/> - 01 – без патологии <input type="checkbox"/> - 02 – признаки ишемического инсульта <input type="checkbox"/> - 03 – признаки внутримозгового кровоизлияния
		Время начала: _____ Время окончания: _____

Рис. 4 (Fig. 4)

Рис. 4. Пример протокола эксперимента.

Fig. 4. An example of an experimental protocol.

патологии».

7. Если объем очагов ИИ был больше объем очагов ГИ, пациент относился к группе ИИ, иначе к группе ГИ.

**Дизайн исследования.**

Дизайн исследования представлен на ри-

сунке 3. Данное ретроспективное исследование типа случай-контроль было проведено на базе ФГБУ «НМИЦ им. ак. Е.Н. Мешалкина» Минздрава России при поддержке Лаборатории искусственного интеллекта (Сбербанк). Среди ретроспективного пула данных КТ-изображений

```

серия: series/HS_02/DICOM/PA000000/ST000000/SE000001
изображение: HS_02
время: 62 сек
Признаки интракраниального кровоизлияния
Количество очагов 2, общим объемом 143503.70 мм3
Очаг №1 объемом 4410.74 мм3
Очаг №2 объемом 139092.96 мм3

```

Рис. 5 (Fig. 5)

**Рис. 5. Скриншот.**

Пример вывода данных в ходе эксперимента.

**Fig. 5. Screenshot.**

An example of data output during an experiment.

были отобраны случаи с острым ишемическим, геморрагическим инсультом и случаи «без патологии». После валидации диагноза (основываясь на данных истории болезни и соответствующих КТ-исследований) экспертами КТ-диагностики на базе ФГБУ «НМИЦ им. ак. Е.Н. Мешалкина» Минздрава России, была сформирована тестовая выборка, включающая по 30 случаев ишемического, геморрагического инсульта и случаев «без патологии».

Следующим этапом КТ-изображения тестовой выборки были анонимизированы (т.е. изображения были очищены от любой информации о пациенте, которая могла бы повлиять на конечный диагноз) и рандомизированы (в данном случае перемешаны в случайном порядке).

Четыре специалиста-рентгенолога, осуществляющих КТ-диагностику заболеваний и работающих на базе первичных сосудистых отделений Новосибирской области, в которых организована круглосуточная служба диагностики и лечения острого инсульта (названия учреждений и имена врачей не указаны по этическим соображениям) приняли участие в анализе подготовленной тестовой выборки. Перед врачами была поставлена задача определения одного из трех диагнозов: ишемический инсульт/геморрагический инсульт/без патологии, основываясь только на данных КТ-изображений. Врачи не имели никакого доступа к клиническим данным анализируемых случаев и не знали о соотношении случаев ИИ/ГИ/без патологии в выборке. Специалисты не имели ограничения по времени на анализ одного случая. При анализе использовалось про-

граммное обеспечение для анализа рентгеновских изображений Radiant Dicom Viewer.

Исследователь осуществлял контроль чистоты проведения эксперимента. Кроме этого, исследователь фиксировал время, затраченное врачом-специалистом на анализ и постановку диагноза по каждому случаю и тип диагноза (ИИ/ГИ/без патологии). Все результаты фиксировались исследователем в протоколе, пример которого продемонстрирован на рисунке 4.

Для проведения эксперимента с системой, последняя была установлена на новый сервер, который был заранее выделен и настроен. Параметры сервера следующие: Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2690 v4 @ 2.60GHz; MemTotal: 462327388 kB, 440 Gb; GPU Tesla P100 x4 (в рамках исследования использовали только один GPU). Все 90 тестовых исследований, используемых в исследовании, были помещены в определенный каталог, из которого по очереди, один за другим брались системой и анализировались разработанной моделью в реальном времени, результаты выводились на экран для их фиксации исследователем (снимок экрана отражен на рисунке 5). Весь ход исследования сохранен в отдельном лог файле.

Диагноз и время, затраченное на анализ и постановку диагноза по каждому случаю, также фиксировались исследователем в протоколе и дублировались в логе системы.

После окончания эксперимента был проведен статистический анализ результатов.

**Статистический анализ.**

Количественные характеристики представлены в виде средних арифметических значений и стандартного отклонения, качествен-

**Таблица №1. Сравнительный анализ точности постановки диагноза.**

	Диагноз установлен правильно, n (%)		p, 95% ДИ
	Да	Нет	
Врач 1	82 (91.1%)	8 (8.9%)	0.999
ИИ-система	82 (91.1%)	8 (8.9%)	
Врач 2	85 (94.4%)	5 (5.6%)	0.566
ИИ-система	82 (91.1%)	8 (8.9%)	
Врач	80 (88.9%)	10 (11.1%)	0.805
ИИ-система	82 (91.1%)	8 (8.9%)	
Врач 4	86 (95.6%)	4 (4.4%)	0.371
ИИ-система	82 (91.1%)	8 (8.9%)	

ДИ – доверительный интервал

ные характеристики представлены в виде целых чисел и процентов. Основная гипотеза исследования заключалась в том, что предложенная система обнаружения острого инсульта с использованием искусственного интеллекта имеет не меньшую точность определения острого инсульта в сравнении с опытными специалистами КТ-диагностики ишемического инсульта. Для сравнения межгрупповых качественных признаков использовался точный критерий Фишера, для сравнения количественных параметров применялся тест Стьюдента для несвязанных выборок. Определение диагностических возможностей оцениваемой системы острого инсульта проведено посредством определения чувствительности, специфичности и показателя AUC (ROC-анализ). Все расчеты произведены при помощи программного обеспечения MedCalc, версия 18.9.1 (MedCalc Software, Ostend, Belgium).

**Результаты.**

Среди специалистов КТ-диагностики точность определения диагноза в представленной выборке составила 91.1%, 94.4%, 88.9%, и 95.6% соответственно. Точность определения диагноза системой бесконтрастной КТ-диагностики составила 91.1%, при сравнении с КТ-специалистами статистически достоверной разницы продемонстрировано не было. Время, затраченное на анализ 1 случая как специалистами КТ-диагностики, так и системой варьировалось от 1 до 2 минут, ввиду незначительности различий далее не учитывалось. Результаты

эксперимента и сравнительного анализа точности приведены в Таблице №1.

Далее были определены диагностические возможности тестируемой системы. Для этого каждый диагноз системы ранжировался следующим образом: верно поставленный диагноз острого ишемического инсульта или геморрагического инсульта обозначался как истинно-положительный, верно поставленный диагноз «без патологии» обозначался как истинно-отрицательный, ошибочно поставленный диагноз ишемического инсульта или геморрагического инсульта обозначался как ложноположительный, ошибочно поставленный диагноз «без патологии» обозначался как ложноотрицательный. Обобщенные результаты ранжирования представлены в Таблице №2.

При помощи программного обеспечения на основании вышеприведенного ранжирования диагнозов была построена ROC-кривая (от англ. Received operator characteristics) и определены чувствительность и специфичность диагностики острого инсульта.

На рисунке 3 продемонстрированы показатели чувствительности – 98.1% и специфичности – 80.6%. Показатель AUC (от англ. Area Under Curve – область под кривой) составил 0.894.

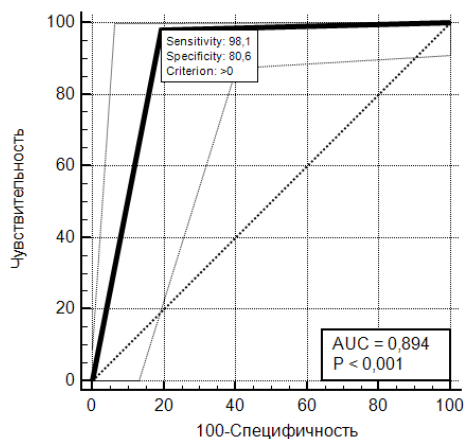
**Обсуждение.**

На сегодняшний день, согласно последним рекомендациям Американской ассоциации кардиологов компьютерная томография (КТ) головного мозга занимает основное место в ди-

**Таблица №2. Результаты ранжирования диагнозов.**

Диагноз системы	Исходный диагноз		Итого
	Инсульт	Без патологии	
Инсульт	53 (ИП)	1 (ЛП)	54 (П)
без патологии	7 (ЛО)	29 (ИО)	36 (О)
Итого	60	30	90

ИП – истинно-положительный; ЛП – ложноположительный; ЛО – ложноотрицательный;  
 ИО – истинно-отрицательный; П – положительный; О – отрицательный.



**Рис. 6 (Fig. 6)**

**Рис. 6. ROC-кривая тестируемой модели нейросети.**

**Fig. 6. ROC curve of the tested neural network model.**

агностике острого инсульта [10]. КТ головного мозга, выполненная в первые часы после возникновения инсульта, оказывает самое значительное влияние на тактику лечения пациента: в первую очередь происходит дифференциальная диагностика между геморрагическим и ишемическим инсультом, лечение которых имеет диаметрально противоположные подходы. Учитывая то, что наиболее быстрым, точным и эффективным с экономической точки зрения является бесконтрастная КТ-диагностика [11], именно этот метод имеет рекомендацию класса 1B-R для диагностики острого инсульта.

Дополнительной ценностью метода является оценка необратимых ишемических изменений головного мозга для решения вопроса о проведении тромболизиса и механической тромбэкстракции. Так в исследованиях ECASS

и ECASS II [12, 13] была продемонстрирована зависимость эффективности и безопасности тромболизиса от объема поражения головного мозга. На основании данных работ была разработана и валидирована шкала оценки ранних ишемических изменений головного мозга ASPECTS (Alberta Stroke Program Early Computed Tomography Score), применение которой позволяет прогнозировать риск проведения тромболизиса при остром ишемическом инсульте [14]. В дальнейшем ценность использования шкалы для прогнозирования результатов тромбэкстракции была также продемонстрирована в рандомизированных исследованиях MR CLEAN, SWIFT PRIME, EXTEND-IA, ESCAPE, REVASCAT, THRACE [15 - 20].

Однако широкое практическое применение данной шкалы было затруднено ввиду того, что интерпретация ASPECTS при проведении бесконтрастного КТ-исследования головного мозга вызывало большие сложности даже у опытных специалистов, вследствие чего чувствительность и специфичность метода могла сильно варьировать у разных специалистов. Это связано с тем, что ранние ишемические изменения, оценку которых производят с помощью шкалы ASPECTS, представляют собой очаги с измененной контрастностью тканей, которые, ввиду неоднородности тканей головного мозга, не всегда различимы человеческим глазом [21]. Таким образом встала необходимость стандартизированного и автоматизированного подхода к анализу изображений. С учетом научно-технического прогресса, самым подходящим инструментом являются нейронные сети с возможностью глубокого машинного обучения.

Одним из вариантов реализации данного подхода является программное обеспечение e-ASPECTS (Brainomics Inc.), показавшее сопоставимую с нейрорадиологами чувствительность и специфичность анализа КТ-



изображений острого ишемического инсульта и подсчета шкалы ASPECTS [22]. Другой сервис Viz LVO (Viz.ai Inc.) позволяет с высокой точностью определять наличие окклюзии M1-M2 сегмента внутренней сонной артерии при остром ишемическом инсульте и даже получило одобрение FDA [23]. Тем не менее, данные системы не лишены недостатков, которые могут быть связаны как с выбранной математической моделью нейронной сети или методологией ее обучения, так и основными определяемыми признаками, на которых строится процесс дальнейшего глубокого обучения.

В данной статье представлено первое исследование, в котором выполнено сравнение точности определения диагноза разрабатываемой коллективом автором системы бесконтрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обучения со специалистами КТ-диагностики. Как результат, было продемонстрировано, что система обладает статистически не меньшей точностью диагностики даже при сравнении с лучшим результатом, показанным одним из тестируемых врачей (91.1% против 95.6%,  $p=0.371$ ). При проведении ROC-анализа, чувствительность (98.1%) и специфичность (80.6%) определения очагов острого инсульта сходу достигли очень высоких показателей, что подтверждается параметром AUC (0.894;  $p<0.001$ ) [24]. Данные показатели служат подтверждением правильно выбранной модели и методологии обучения разрабатываемой нейронной сети. При этом текущий вариант нейросети, безусловно, не является конечным и процесс улучшения показателей диагностики и расширения функционала будет продолжен в будущем.

#### Ограничения исследования.

В данном исследовании есть несколько ограничений. В первую очередь это относительно небольшой объем тестовой выборки. Это обусловлено тем, что исследование является пилотным, при этом результаты будут использованы в дальнейшем для расчета размера тестовой выборки для нового эксперимента, который позволит статистически достоверно определить имеется ли разница в точности диагностики острого инсульта между КТ-специалистами и системой на базе нейронной сети.

Вторым ограничением является то, что

перед специалистами КТ-диагностики, как и перед системой была поставлена задача выбора одного из трех диагнозов – острый ишемический инсульт/геморрагический инсульт/без патологии в условиях рафинированной выборки. Безусловно в реальной клинической практике, в условиях наличия у пациентов кист или новообразований, способных отчасти имитировать ранние ишемические изменения головного мозга, система пока не жизнеспособна. Однако в качестве первого этапа тестирования системы реализованный дизайн исследования представляется единственно возможным. В дальнейшем перед нейронной сетью будет поставлена более сложная задача дифференциальной диагностики большего количества патологий головного мозга.

Третьим ограничением является то, что испытываемыми специалистами КТ-диагностики для анализа случаев тестовой выборки и определения диагноза использовалось программное обеспечение Radiant Dicom Viewer, которое не является сертифицированным медицинским продуктом и не может использоваться в клинической медицине для постановки диагноза. Тем не менее, данное программное обеспечение широко распространено в медицинской среде и, в рамках проводимого исследования, исследователи совместно с испытываемыми посчитали возможным его применение.

#### Заключение.

Разработанная система бесконтрастной КТ-диагностики острого ишемического инсульта на базе нейронных сетей глубокого обучения продемонстрировала сопоставимые со специалистами КТ-диагностики результаты точности диагностики очагов острого инсульта. Определено, что в условиях проведенного эксперимента, система имеет высокие чувствительность и специфичность диагностики острого инсульта. Тем не менее, необходимо дальнейшее обучение системы для увеличения точности и расширения функционала анализа КТ-изображений.

#### Источник финансирования и конфликт интересов.

Авторы данной статьи подтвердили отсутствие финансовой поддержки исследования и конфликта интересов, о которых необходимо сообщить.

#### References:

1. Fartakov E.I. et al. Possibilities and prospects of hypothermia in the treatment of is-chemic stroke. *Circulation Pathology and Cardiac Surgery*. 2019; 23 (1S): 18-25.
2. Wardlaw J. M. et al. Immediate computed tomography scanning of acute stroke is cost-effective and improves quality of life. *Stroke*. 2004; 35 (911): 2477-2483.
3. Schriger D. L. et al. Cranial computed tomography interpretation in acute stroke: physician accuracy in determining eligibility for thrombolytic therapy. *Jama*. 1998; 279 (16): 1293-1297.
4. Bentley P. et al. Prediction of stroke thrombolysis outcome using CT brain machine learning. *NeuroImage: Clinical*. 2014; 4: 635-640.
5. Powers W. J. et al. 2018 guidelines for the early management of patients with acute ischemic stroke: a guideline for healthcare professionals from the American Heart Association. *American Stroke Association*. *Stroke*. 2018; 49 (3): e46-e99.

6. Wardlaw J. et al. An assessment of the cost-effectiveness of magnetic resonance, including diffusion-weighted imaging, in patients with transient ischaemic attack and minor stroke: a systematic review, meta-analysis and economic evaluation. 2014.
7. Hacke W. et al. Randomised double-blind placebo-controlled trial of thrombolytic therapy with intravenous alteplase in acute ischaemic stroke (ECASS II). *The Lancet*. 1998; 352 (9136): 1245-1251.
8. Hacke W. et al. Intravenous thrombolysis with recombinant tissue plasminogen activator for acute hemispheric stroke: the European Cooperative Acute Stroke Study (ECASS). *Jama*. 1995; 274 (13): 1017-1025.
9. Barber P. A. et al. Validity and reliability of a quantitative computed tomography score in predicting outcome of hyperacute stroke before thrombolytic therapy. *The Lancet*. 2000; 355 (9216): 1670-1674.
10. Berkhemer O. A. et al. A randomized trial of intraarterial treatment for acute ischemic stroke. *New England Journal of Medicine*. 2015; 372 (1): 11-20.
11. Saver J. L. et al. Stent-retriever thrombectomy after intravenous t-PA vs. t-PA alone in stroke. *New England Journal of Medicine*. 2015; 372 (24): 2285-2295.
12. Campbell B. C. V. et al. Endovascular therapy for ischemic stroke with perfusion-imaging selection. *New England Journal of Medicine*. 2015; 372 (11): 1009-1018.
13. Goyal M. et al. Randomized assessment of rapid endovascular treatment of ischemic stroke. *New England Journal of Medicine*. 2015; 372 (11): 1019-1030.
14. Jovin T. G. et al. Thrombectomy within 8 hours after symptom onset in ischemic stroke. *New England Journal of Medicine*. 2015; 372 (24): 2296-2306.
15. Bracard S. et al. Mechanical thrombectomy after intravenous alteplase versus alteplase alone after stroke (THRACE): a randomised controlled trial. *The Lancet Neurology*. 2016; 15 (11): 1138-1147.
16. Grotta J. C. et al. Agreement and variability in the interpretation of early CT changes in stroke patients qualifying for intravenous rtPA therapy. *Stroke*. 1999; 30 (8): 1528-1533.
17. Nagel S. et al. e-ASPECTS software is non-inferior to neuro-radiologists in applying the ASPECT score to computed tomography scans of acute ischemic stroke patients. *International Journal of Stroke*. 2017; 12 (6): 615-622.
18. Barreira C. et al. E-108 Aladin study: automated large artery occlusion detection in stroke imaging study – a multicenter analysis. 2018.
19. Zhu W. et al. Sensitivity, specificity, accuracy, associated confidence interval and ROC analysis with practical SAS implementations. *NESUG proceedings: health care and life sciences, Baltimore, Maryland*. 2010; 19: 67.
20. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. 2015; 234-241.
21. Yunpeng Chen, Jianan Li, Huaxin Xiao, Xiaojie Jin, Shuicheng Yan, and Jiashi Feng. Dual path networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017; 4467-4475.
22. Deng, Jia and Dong, Wei and Socher, Richard and Li, Li-Jia and Li, Kai and Fei-Fei, Li. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. *Ieee*, 2009.
23. Bharath Hariharan, Pablo Arbeláez, Ross Girshick, and Jitendra Malik. Hypercolumns for object segmentation and fine-grained localization. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2015; 447-456.
24. Hu, Jie and Shen, Li and Sun, Gang. Squeeze-and-excitation networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2018; 7132-7141.