

ПРОГНОЗ ИСХОДОВ ХИРУРГИЧЕСКОГО ЛЕЧЕНИЯ ГИПЕРТЕНЗИВНЫХ ВНУТРИЧЕРЕПНЫХ ГЕМАТОМ

^{1,2,4}Гуляев Д.А., ³Святочевский П.А., ¹Чижова К.А., ²Чистова И.В., ⁴Курносков И.А.

¹Российский научно-исследовательский нейрохирургический институт им. А.Л. Поленова – филиал ФГБУ «НМИЦ им. В.А. Алмазова» Минздрава России, Санкт-Петербург, e-mail: spb.gda@yandex.ru;

² ФГБОУ ВО «СЗГМУ им. И.И. Мечникова» Минздрава России, Санкт-Петербург;

³ ФГБОУ ВО «Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова» Чебоксары;

⁴ ФГБУ «НМИЦ онкологии им. Н.Н. Петрова» Минздрава России, Санкт-Петербург

Спонтанное гипертензивное внутримозговое кровоизлияние является наиболее тяжелым вариантом инсульта. Одним из способов решения этой проблемы представляются разработка и внедрение в практику систем поддержки принятия врачебного решения как одного из главных направлений использования искусственного интеллекта в медицине. Целью исследования являлась разработка системы поддержки принятия врачебного решения для прогноза исходов хирургического лечения гипертензивных внутричерепных гематом с использованием нейронных сетей. В целях решения поставленной задачи было проведено ретроспективное исследование результатов лечения 226 больных, оперированных в Республиканской больнице с 01.01.2008 г. по 31.12.2016 г. Дальнейшее обучение нейронной сети и апробация достоверности предсказания результата хирургического лечения проводились в течение 2016–2024 гг. на 154 больных. Совместно с сотрудниками ФГБОУ ВО «Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова» была разработана система поддержки принятия врачебного решения с использованием методик машинного обучения и нейронных сетей, представленная в виде прогностической модели исхода хирургического лечения. Проверка достоверности проведена на проспективном материале в виде законченных эпизодов лечения пациентов с геморрагическим инсультом. В итоге разработанная система поддержки принятия врачебного решения позволяет предсказать вероятность летального исхода и выздоровления с точностью до 93% и 87% соответственно. Использование еще одного клинического инструмента, безусловно, способствует объективизации параметров принятия решений, часто носящих эмоциональный характер.

Ключевые слова: внутримозговое кровоизлияние, прогноз, хирургическое лечение, система поддержки принятия врачебного решения.

PREDICTION OF OUTCOMES OF SURGICAL TREATMENT OF HYPERTENSIVE INTRACRANIAL HEMATOMAS

^{1,2,4}Gulyaev D.A., ³Svyatochevskij P.A., ¹Chizhova K.A., ²Chistova I.V., ⁴Kurnosov I.A.

¹Russian Research Neurosurgical Institute, them. A.L. Polenov FSBI «NMITs im. V.A. Almazov» of the Ministry of Health of Russia, Russia, St. Petersburg, e-mail: spb.gda@yandex.ru;

²North-Western State Medical University named after I.I. Mechnikov of Health of the Russian Federation, St. Petersburg, Russia, St. Petersburg;

³ «Chuvash State University named I. N. Ulyanov» ChEboksary, Russia, ChEboksary;

⁴ N.N. Petrov National Medical Research Center of Oncology, Saint Petersburg

Spontaneous hypertensive intracerebral hemorrhage is the most severe type of stroke. One of the ways to solve this problem is the development and implementation of medical decision support systems, as one of the main areas of use of artificial intelligence in medicine. Purpose of the research is to develop a medical decision support system for predicting the outcomes of surgical treatment of hypertensive intracranial hematomas using neural networks. To solve this problem, a retrospective study of the results of treatment of 226 patients operated on in the Republican Hospital from January 1, 2008 to December 31, 2016 was conducted. Further training of the neural network and testing of the reliability of predicting the outcome of surgical treatment was carried out during 2016–2024 for 154 patients. Together with employees of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education “Chuvash State University named after. I. N. Ulyanov” a medical decision support system (DSS) was developed using machine learning techniques and neural networks, presented in the form of a prognostic model of the outcome of surgical treatment. The verification of the reliability of the PPVR was carried out on prospective material in the form of completed episodes of treatment of patients with hemorrhagic stroke. As a result, the developed DSS allows predicting the probability of death and recovery with an accuracy of 93 and 87%,

respectively. The use of another clinical tool certainly helps to objectify decision-making parameters, which are often emotional in nature.

Keywords: Intracerebral hemorrhage, prognosis, surgical treatment, medical decision support system.

Введение. Спонтанное гипертензивное внутримозговое кровоизлияние принято считать наиболее тяжелым вариантом инсульта, определяющим 40%-ную летальность в ближайшие 30 дней от дебюта заболевания. Только не более 20% выживших через 6 месяцев после инцидента не нуждаются в постороннем уходе и могут себя обеспечивать [1, 2]. Многочисленные исследования определили широкий спектр предикторов исходов острого внутримозгового кровоизлияния, послуживших базой для формирования моделей прогноза смертности и функционального исхода [3–5]. Врачи, пациенты и их семьи часто желают уже в начале лечения иметь представление о его длительности и конечном итоге. Однако существующие прогностические модели предвзяты, и ни одна из них не имеет удовлетворительной точности [6]. Это особенно актуально в отношении пациентов, планируемых на хирургическое лечение – эвакуацию гематомы.

Интенсификация процесса оказания медицинской помощи в условиях все нарастающего объема медицинской информации, обусловленного ростом числа специализированных и дополнительных методов исследования, диктует необходимость использования в ходе рутинного медицинского анализа специализированных инструментов, минимизирующих риски принятия сомнительных решений. Эта сентенция особенно актуальна для неотложной хирургии в связи с дефицитом времени на диагностические мероприятия и неструктурированностью среды как источника информации. Одним из способов решения этой проблемы являются разработка и внедрение в практику систем поддержки принятия врачебного решения как одного из главных направлений использования искусственного интеллекта в медицине [7]. В зависимости от принципов их формирования такие системы связывают либо общепринятые базисные медицинские знания в отношении конкретной болезни, либо результаты клинических исследований с данными в отношении конкретного пациента и влияют на выбор хирургической технологии для оптимального исхода заболевания. В этом исследовании авторы попытались создать точные модели прогнозирования исходов операций по удалению гипертензивных внутричерепных гематом.

Цель исследования. Разработать систему поддержки принятия врачебного решения для прогноза исходов хирургического лечения гипертензивных внутричерепных гематом с использованием нейронных сетей.

Материалы и методы исследования. Для решения поставленной задачи был проведен ретроспективный анализ результатов обследования и лечения 226 больных, оперированных в Республиканской больнице с 01.01.2008 г. по 31.12.2016 г., и 154 больных, пролеченных с 01.01.2017 г. по 31.12.2023 г. В исследования не были включены больные с другими формами

кровоизлияний (аневризма, травма, вторичные кровоизлияния и кровоизлияния в опухоль), кровоизлияниями в заднюю черепную ямку и ствол мозга, с грубыми мнестическими нарушениями, предшествовавшими сосудистой катастрофе. Дальнейшее обучение нейронной сети и апробация достоверности предсказания результата хирургического лечения проводились в течение 2017–2023 гг.

Исходные данные для анализа были получены с помощью информационной системы «Электронная медицинская карта» РМИС, разработанной компанией ООО «Алькона» для медицинских учреждений (рис. 1). Хранение и обработка результатов исследований осуществлялись на основе базы данных, реализованной с помощью пакета прикладных программ Microsoft Excel для операционной системы Microsoft Windows.

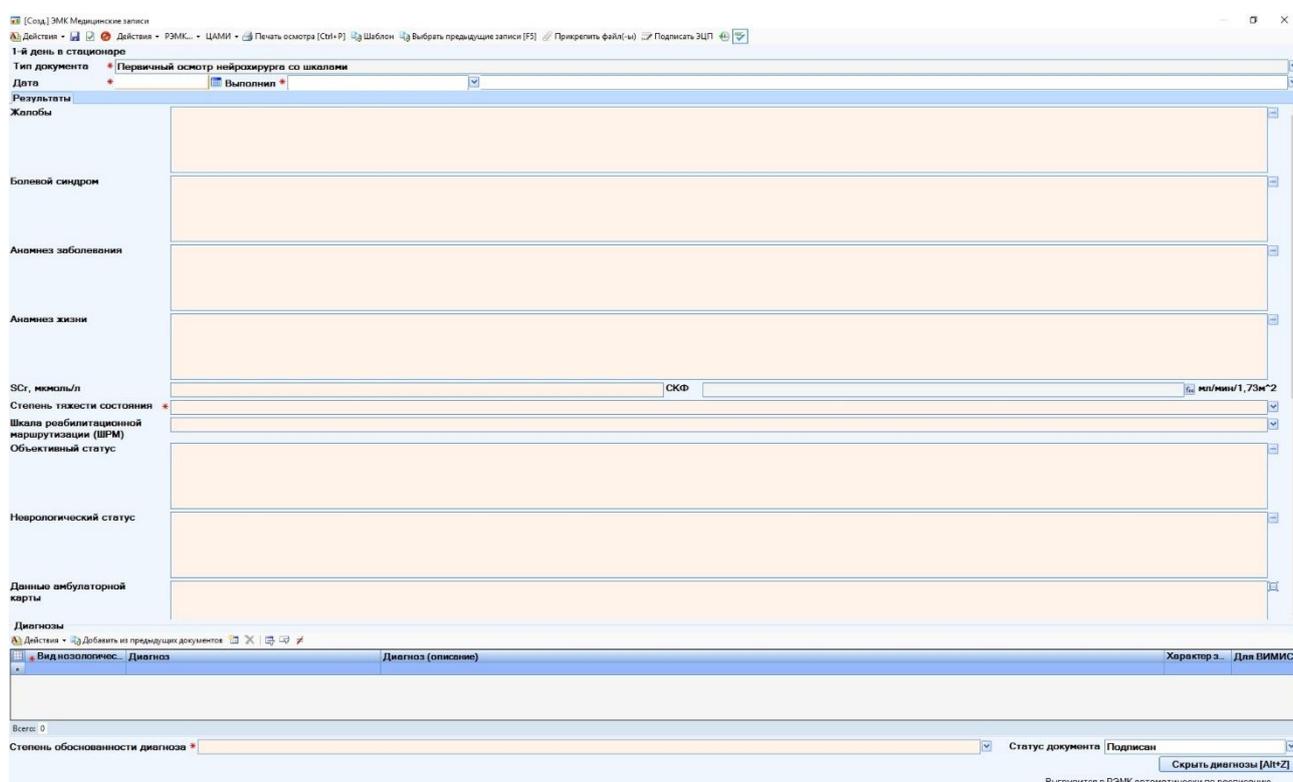


Рис. 1. Интерфейс системы сбора данных (составлено авторами)

Результаты исследования и их обсуждение. Совместно с сотрудниками ФГБОУ ВО «Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова» была разработана система поддержки принятия врачебного решения (СППВР) с использованием методик машинного обучения и нейронных сетей, представленная в виде прогностической модели исхода хирургического лечения.

После анализа природы собранной информации была проведена предобработка данных, в том числе удаление пропусков и анализ категориальных признаков. Выделены данные до операции: возраст, пол, место жительства, время от появления симптомов до

госпитализации, время начала оперативного лечения, гипертоническая болезнь (ГБ), сахарный диабет (СД), речевые нарушения, шкалы комы Глазго (ШКГ) при поступлении, гемипарез при поступлении, стволовая симптоматика, сопутствующие заболевания, количество тромбоцитов, международное нормализованное отношение (МНО), активированное частичное тромбопластиновое время (АЧТВ), протромбиновый индекс (ПТИ), объем гематомы в миллилитрах, ее локализация, смещение срединных структур. Данные об исходе операции были заменены на два класса: Live; Death.

В случае невозможности определения момента наступления дебюта заболевания (начала проявления симптомов инсульта) за точку отсчета принимали время, когда пациента последний раз видели здоровым. Объем гематомы вычисляли по формуле: $(A+B+C)/2 + 5\%$, где А и В – перпендикулярные диаметры в области наибольшего размера гематомы (в сантиметрах), а С – толщина гематомы = (число срезов КТ, на которых определяется гематома) × (толщина срезов).

Количественные показатели оценивали на нормальность распределения и описывали с помощью средних арифметических и стандартных отклонений, а также медиан и квартилей.

Наличие категориальных признаков представляет сложность для анализа данных, а мультикатегориальные признаки требуют добавления новой информации для их учета в алгоритмах машинного обучения. Преобразование проводили с использованием технологии One-Hot Encoding для категориальных признаков и Multi Label Binarizer для мультикатегориальных признаков. Значения признаков в исходном наборе были преобразованы в числовые значения и требовали обратной перекодировки для применения алгоритма Multi Label Binarizer. Другие категориальные признаки были оставлены без изменения, они уже были ранжированы в карте обследования операции.

После применения Multi Label Binarizer была построена корреляционная матрица, которая после выполнения расчета в программе STATGRAPHICS выглядит следующим образом (рис. 2).

	возраст	пол	м. ж-ва	время от появл. симпт. до госпит- ии	вр. нач. опер. лечения	ГБ	СД	речевые нар.	ШКГ при пост.	гемипарез при пост.	стволовые симпт. до пост.	стволовые симпт. при вып.	Сол :
возраст	1.000000	0.216951	0.057901	-0.031350	-0.039660	0.218214	0.076828	0.097718	0.086369	0.003420	-0.073445	-0.045283	0.174
пол	0.216951	1.000000	0.062825	0.090715	0.065781	0.092481	0.058558	-0.039309	-0.009615	0.017894	-0.031339	0.012643	-0.026
м. ж-ва	0.057901	0.062825	1.000000	0.095821	0.006821	0.077271	-0.003720	0.008725	-0.110363	0.018495	0.107774	-0.137603	0.064
время от появл. симпт. до госпит- ии	-0.031350	0.090715	0.095821	1.000000	0.885726	0.008126	-0.015725	-0.123831	0.088048	0.055014	0.030492	0.096016	-0.054
вр. нач. опер. лечения	-0.039660	0.065781	0.006821	0.885726	1.000000	-0.020219	-0.017805	-0.055548	0.184895	0.018028	-0.059807	0.146796	-0.034
ГБ	0.218214	0.092481	0.077271	0.008126	-0.020219	1.000000	0.084961	0.131167	-0.010058	-0.084763	-0.043796	-0.074180	0.062
СД	0.076828	0.058558	-0.003720	-0.015725	-0.017805	0.084961	1.000000	-0.049955	-0.021506	0.133268	0.066610	-0.101698	0.084
речевые нар.	0.097718	-0.039309	0.008725	-0.123831	-0.055548	0.131167	-0.049955	1.000000	0.033949	-0.239609	0.007051	-0.019138	0.099
ШКГ при пост.	0.086369	-0.009615	-0.110363	0.088048	0.184895	-0.010058	-0.021506	0.033949	1.000000	0.162817	-0.118414	0.393374	-0.185
гемипарез при пост.	0.003420	0.017894	0.018495	0.055014	0.018028	-0.084763	0.133268	-0.239609	0.162817	1.000000	0.037207	0.184377	-0.009
стволовые симпт. до пост.	-0.073445	-0.031339	0.107774	0.030492	-0.059807	-0.043796	0.066610	0.007051	-0.118414	0.037207	1.000000	-0.013337	0.071
стволовые симпт. при вып.	-0.045283	0.012643	-0.137603	0.096016	0.146796	-0.074180	-0.101698	-0.019138	0.393374	0.184377	-0.013337	1.000000	-0.200
Сопут. заб.	0.174218	-0.026114	0.064960	-0.054076	-0.034127	0.062260	0.084265	0.099133	-0.185682	-0.009181	0.071809	-0.200747	1.000
Тг	-0.071326	0.055446	-0.032159	0.138977	0.150975	-0.034098	0.016805	0.042050	0.066621	-0.004205	0.099313	0.078813	-0.132
МНО	-0.070868	-0.033562	-0.071126	0.001780	0.008038	0.063989	-0.015109	0.074590	0.005462	0.084964	0.027778	0.011915	-0.042
АЧТВ	-0.041261	0.052735	0.007343	-0.001633	0.003710	-0.000687	0.032672	0.031356	0.062760	0.028280	-0.024524	0.053060	0.093
ПТИ	0.024636	0.056882	-0.006966	0.165984	0.129786	-0.149672	0.043831	-0.030834	-0.049590	0.001380	0.026490	0.006678	-0.014
V в мл	0.046160	-0.107308	0.074821	-0.106486	-0.123794	-0.058067	0.067478	0.010775	-0.215060	-0.236836	0.000361	-0.220564	0.013
локализация	-0.101679	-0.042825	-0.049788	0.063728	0.086767	0.030760	0.044864	0.054009	0.120877	-0.255457	0.016107	0.004295	-0.082
Локализация кортикальных гематом по доле	0.054564	0.104351	0.130243	0.021146	-0.087383	0.124667	-0.037705	-0.046852	-0.228580	0.085619	0.073901	-0.171297	0.062
Дислокационный синдром	-0.085435	0.048813	0.014691	0.022824	0.013685	-0.006437	0.062308	0.167163	-0.091238	-0.050698	0.081413	0.082908	0.075
Компрессия ствола	-0.050169	-0.022100	0.176230	-0.021148	-0.095202	0.081899	-0.009866	-0.024061	-0.341108	-0.071618	0.237375	-0.288660	0.145

Рис. 2. Матрица корреляции (составлено авторами)

На основании данной матрицы можно сделать вывод, что наибольшую значимость имеют следующие признаки: возраст; время от дебюта заболевания до начала операционного лечения; ШКГ при поступлении; объем гематомы в миллилитрах; локализация кортикальных гематом по доле; количество тромбоцитов; МНО; АЧТВ; ПТИ; гипертоническая болезнь (табл. 1).

Таблица 1

Перечень показателей с вероятным положительным влиянием на исход хирургического лечения

Признаки	Коэффициент корреляции
Возраст	0,229
Время от начала болезни до операции в часах	0,0789
ШКГ при поступлении	0,353
Объем гематомы в миллилитрах	0,077

Локализация кортикальных гематом по доле	0
Количество тромбоцитов	0,259
МНО	0,5
АЧТВ	0,25
ПТИ	0,5
Гипертоническая болезнь	0,259

Примечание: составлено авторами

Далее в результате применения методов машинного обучения (многослойный перцептрон) были проведены серии вычислений для определения набора оптимальных признаков. В совокупности полученных результатов оптимальным оказалось использовать набор из 6 признаков, таких как: возраст, время от появления симптомов болезни до начала операционного лечения, ШКГ при поступлении, количество тромбоцитов, АЧТВ, ПТИ.

В значительной степени этого удалось достичь благодаря предварительной обработке данных и извлечению новых признаков (рис. 3).

outcome.alcona.it

ПРЕДСКАЗАНИЕ ИСХОДА ОПЕРАЦИИ

Возраст

Время от появления симптомов до операции

ШКГ при поступлении

Объем гематомы в мл

МНО

АЧТВ

Получить результат

© 2020

Рис. 3. Окно пользовательского интерфейса программы (составлено авторами)

Для оценки качества модели была применена кросс-валидация (метод оценки аналитической модели и ее поведения на независимых данных) на 10 блоках, при тестовой выборке 30%. Перекрестная проверка (кросс-валидация, Cross-validation) представляет собой метод оценки обобщающих способностей аналитической модели на независимых данных. Суть подхода заключается в том, что исходный набор данных разделяется на k равномерных подмножеств (folds). При этом в каждом из k циклов модель обучается на объединении $k - 1$ частей, а оставшаяся часть используется для тестирования. Такой процесс повторяется до тех пор, пока каждая из частей не будет применена в качестве тестовой выборки. Итоговая эффективность модели определяется как среднее арифметическое показателей, полученных на всех этапах тестирования, что обеспечивает наиболее сбалансированное использование

имеющихся данных при оценке качества модели. В нашей работе точность предсказания составляет более 87%.

Проверка достоверности СППВР проведена на проспективном материале (154 больных) в виде законченных эпизодов лечения пациентов с геморрагическим инсультом. В итоге разработанная СППВР позволяет предсказать вероятность летального исхода и выздоровления с точностью до 93% и 87% соответственно.

В течение почти полувекового периода формирования концепции СППВР отношение к ней менялось от восторженного до откровенно нигилистического. В настоящее время прежний энтузиазм, подпитываемый сторонниками применения искусственного интеллекта, ратующими за замену врачебного мышления, опыта и знаний элементами машинного обучения, сменился трезвым взглядом на использование этого технологического решения. Последнее предполагает его применение как дополнительное подтверждение правильности выбора тактики лечения, особенно в случаях агрессивных его методов. Например, в сложных случаях расшифровки данных нейровизуализации допускается заменять решением программного пакета на основе искусственного интеллекта мнение одного из членов консилиума [8].

Небезынтересно, что точность шкал и формул прогнозирования различных нозологических форм (впрочем, как и итоговые цифры статистических популяционных исследований) различна для отдельных расовых групп [9]. В прежних своих исследованиях авторы обращали внимание на ценность эпидемиологического исследования, проведенного на данных, полученных в одном временном, территориальном и общественном континууме, определенной популяции в рамках конкретного региона, и на весьма условную корректность их интерполяции [10]. Прогностическая шкала, разработанная авторами на конкретном региональном материале, с достаточной точностью прогнозирует исход хирургического лечения больных с гипертензивными внутримозговыми гематомами.

Результаты исследования согласуются с данными T. Desautels, R. Das, J. Egger, подтверждающими тот факт, что простые модели, базирующиеся на анализе группы из 6 клинических данных, дают не худшие, а часто лучшие результаты, чем модели из большего количества переменных [11–13]. Вероятно, это связано с более сложным измерением и адекватным сбором данных. Также существует мнение о возможности переобучения системы искусственного интеллекта. В любом случае, модели на основе ограниченного числа переменных проще в освоении и требуют минимума времени для интерпретации данных как отдельных лиц, так и групп пациентов с различным прогнозом [14, 15].

Заключение

Авторы далеки от мысли, что применение в клинике даже самого точного математически обоснованного компьютерного метода позволит принять единственно верное, часто судьбоносное для больного решение. Однако использование еще одного клинического инструмента, безусловно, способствует объективизации параметров принятия решений, часто носящих весьма эмоциональный характер.

Авторы выражают искреннюю благодарность сотрудникам кафедры прикладной математики и экономико-математических методов СПбГЭУ и лично профессору Фридману Григорию Морицовичу за профессиональные советы.

Список литературы

1. Li W., Ruan X., Yang H., Zhang S., Rui F., Xiong J. Global, regional and national trends in the burden of intracranial hemorrhage, 1990-2021: Results from the Global Burden of Disease study // *Heliyon*. 2025. Vol. 11. Is. 4. P. e42608. DOI: 10.1016/j.heliyon.2025.e42608.
2. Feigin V.L., Owolabi M.O. World Stroke Organization–Lancet Neurology Commission Stroke Collaboration Group. Pragmatic solutions to reduce the global burden of stroke: a World Stroke Organization-Lancet Neurology Commission // *Lancet Neurol*. 2023. Vol. 22. Is. 12. P. 1160-1206. DOI: 10.1016/S1474-4422(23)00277-6.
3. Lim M.J.R., Quek R.H.C., Ng K.J., Loh N.W., Lwin S., Teo K., Nga V.D.W., Yeo T.T., Motani M. Machine Learning Models Prognosticate Functional Outcomes Better than Clinical Scores in Spontaneous Intracerebral Haemorrhage // *J. Stroke Cerebrovasc Dis*. 2022. Vol. 31. Is. 2. P. 106234. DOI: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2021.106234.
4. Ji R., Wang W., Liu X., Wang L., Jiang R., Zhang R., Wang D., Jia J., Feng H., Ding Z., Liu Y., Liu G., Lu J., Ju Y., Zhao X. Beijing Registration of Intracerebral Hemorrhage investigators. Head-to-head comparison of prognostic models of spontaneous intracerebral hemorrhage: tools for personalized care and clinical trial in ICH // *Neurol Res*. 2022. Vol. 44. Is. 2. P. 146-155. DOI: 10.1080/01616412.2021.1967678.
5. Yang S., Han Y., Yu C., Guo Y., Pang Y., Sun D., Pei P., Yang L., Chen Y., Du H., Wang H., Massa M.S., Bennett D., Clarke R., Chen J., Chen Z., Lv J., Li L. China Kadoorie Biobank Collaborative Group. Development of a Model to Predict 10-Year Risk of Ischemic and Hemorrhagic Stroke and Ischemic Heart Disease Using the China Kadoorie Biobank // *Neurology*. 2022. Vol. 98. Is. 23. P. e2307-e2317. DOI: 10.1212/WNL.000000000000200139.
6. Wang D., Zhang J., Dong H., Huang C., Zhang Q., Ma Y., Zhao H., Li S., Deng J., Dong Q., Xiao J., Zhou J., Huang X. Enhancing Outcome Prediction in Intracerebral Hemorrhage Through

Deep Learning: A Retrospective Multicenter Study // Acad Radiol. 2025. Vol. 32. Is. 3. P. 1574-1583. DOI: 10.1016/j.acra.2024.07.025.

7. Nayariseri A., Khandelwal R., Tanwar P., Madhavi M., Sharma D., Thakur G., Speck-Planche A., Singh S.K. Artificial Intelligence, Big Data and Machine Learning Approaches in Precision Medicine and Drug Discovery // Curr Drug Targets. 2021. Vol. 22. Is. 6. P. 631-655. DOI: 10.2174/1389450122999210104205732/

8. Wang H.L., Hsu W.Y., Lee M.H., Weng H.H., Chang S.W., Yang J.T., Tsai Y.H. Automatic Machine-Learning-Based Outcome Prediction in Patients With Primary Intracerebral Hemorrhage // Front Neurol. 2019. Vol. 10. P. 910. DOI: 10.3389/fneur.2019.00910.

9. Hwang D.Y., Dell C.A., Sparks M.J., Watson T.D., Langefeld C.D., Comeau M.E., Rosand J., Battey T.W., Koch S., Perez M.L., James M.L., McFarlin J., Osborne J.L., Woo D., Kittner S.J., Sheth K.N. Clinician judgment vs formal scales for predicting intracerebral hemorrhage outcomes // Neurology. 2016. Vol. 86. Is. 2. P. 126-33. DOI: 10.1212/WNL.0000000000002266.

10. Гуляев Д.А., Святочевский П.А., Самочерных К.А., Антонова И.В., Каурова Т.А. Эпидемиология церебрального инсульта в Чувашской республике // Российский нейрохирургический журнал имени профессора А.Л. Поленова. 2022. Т. 14 (3). С. 11-16. DOI: 10.56618/20712693_2022_14_3_11.

11. Desautels T., Calvert J., Hoffman J., Jay M., Kerem Y., Shieh L., Shimabukuro D., Chettipally U., Feldman M.D., Barton C., Wales D.J., Das R. Prediction of Sepsis in the Intensive Care Unit With Minimal Electronic Health Record Data: A Machine Learning Approach // JMIR Med Inform. 2016. Vol. 4. Is. 3. P. e28. DOI: 10.2196/medinform.5909.

12. Das R., Wales D.J. Machine learning landscapes and predictions for patient outcomes // R. Soc Open Sci. 2017. Vol. 4. Is. 7. P. 170175. DOI: 10.1098/rsos.170175.

13. Egger J., Gsaxner C., Pepe A., Pomykala K.L., Jonske F., Kurz M., Li J., Kleesiek J. Medical deep learning—A systematic meta-review // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2022. Vol. 221. P. 106874. DOI: 10.1016/j.cmpb.2022.106874.

14. Bo R., Xiong Z., Huang T., Liu L., Chen Z. Using Radiomics and Convolutional Neural Networks for the Prediction of Hematoma Expansion After Intracerebral Hemorrhage // Int J. Gen Med. 2023. Vol. 9. Is. 16. P. 3393-3402. DOI: 10.2147/IJGM.S408725.

15. Lim M.J.R., Quek R.H.C., Ng K.J., Loh N.W., Lwin S., Teo K., Nga V.D.W., Yeo T.T., Motani M. Machine Learning Models Prognosticate Functional Outcomes Better than Clinical Scores in Spontaneous Intracerebral Haemorrhage // J. Stroke Cerebrovasc Dis. 2022. Vol. 31. Is. 2. P. 106234. DOI: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2021.106234.