

*М.А. Косцов, П.Ю. Горбатовский*  
**СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ КЛИНИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ  
ПРИ НЕТРАВМАТИЧЕСКИХ ВНУТРИМОЗГОВЫХ КРОВОИЗЛИЯНИЯХ**

*Научные руководители: канд. мед. наук, доц. А.В. Шамкалович<sup>1</sup>,  
канд. мед. наук А.В. Щемелёв<sup>2</sup>*

*Кафедра нервных и нейрохирургических болезней  
Белорусский государственный медицинский университет, г. Минск<sup>1</sup>  
РНПЦ неврологии и нейрохирургии, г. Минск<sup>2</sup>*

*М.А. Kostsov, P.Y. Gorbatovskiy*  
**CLINICAL DECISION SUPPORT SYSTEM FOR NON-TRAUMATIC  
INTRACEREBRAL HEMORRHAGES**

*Tutor: PhD, associate professor A.V. Shamkalovich<sup>1</sup>,  
PhD A.V. Shchamialiou<sup>2</sup>*

*Department of Nervous and Neurosurgical Diseases  
Belarusian State Medical University, Minsk<sup>1</sup>  
RSPC of neurology and neurosurgery, Minsk<sup>2</sup>*

**Резюме.** В данной работе изучены прогностические факторы исхода лечения пациентов с внутримозговыми кровоизлияниями, предложены обученные алгоритмы машинного обучения для прогнозирования необходимости оперативного лечения и исхода лечения, предложена система поддержки принятия клинических решений.

**Ключевые слова:** система поддержки принятия клинических решений, внутримозговые кровоизлияния, машинное обучение, прогнозирование исходов.

**Resume.** In this paper, the prognostic factors for the outcome of treatment of patients with intracerebral hemorrhages were studied, trained machine learning algorithms were proposed to predict the need for surgical treatment and the outcome of treatment, and a clinical decision support system was proposed.

**Keywords:** clinical decision support system, intracerebral hemorrhage, machine learning, outcome prediction.

**Актуальность.** В настоящее время технологии машинного обучения начали активно внедряться во все сферы жизни человека, в том числе в медицину. Существующие алгоритмы позволяют быстро и качественно обрабатывать большие объёмы данных, искать в них закономерности и прогнозировать на их основе интересные исследователя параметры.

Внутримозговое кровоизлияние (ВМК) является одним из наиболее фатальных и инвалидизирующих подтипов инсульта. Вопросы выбора тактики лечения остаются на сегодняшний день не до конца решёнными, что открывает возможность дальнейшего изучения данной темы и применения новых методов исследования в лице алгоритмов машинного обучения.

**Цель:** создание системы поддержки принятия клинических решений при нетравматических внутримозговых кровоизлияниях на основе методов машинного обучения.

**Задачи:**

1. Ретроспективный сбор данных пациентов с нетравматическими внутримоз-

говыми кровоизлияниями, подготовка данных, статистическая обработка данных для поиска наиболее прогностически значимых параметров.

2. Обучение модели машинного обучения для определения необходимости оперативного лечения и прогноза.

3. Оценка качества прогнозирования модели на тестовых ретроспективных данных.

4. Создание системы поддержки принятия клинических решений, работающей с применением обученной модели.

**Материалы и методы.** В работе использованы данные пациентов, находящихся на стационарном лечении в УЗ «Городская клиническая больница скорой медицинской помощи г. Минска» и УЗ «5-я городская клиническая больница г. Минска» за период с 2018 по 2019 гг. с диагнозом нетравматическое внутримозговое кровоизлияние.

Исследование является ретроспективным, двуцентровым, когортным. Применены статистический, аналитический методы исследования. Обработка данных осуществлялась при помощи Excel 2021 и IBM SPSS Statistica 26, языка программирования Python. Модели машинного обучения и программа с графическим интерфейсом для использования в качестве системы поддержки принятия клинических решений создавались с использованием языка программирования Python.

Для прогнозирования использовались следующие параметры: пол, возраст, уровень сознания по шкале комы Глазго, локализация ВМК, тип ВМК, объём кровоизлияния, величина смещения срединных структур, наличие/отсутствие смещения в большое затылочное отверстие, наличие/отсутствие компрессии ликвородинамических путей, наличие/отсутствие гидроцефалии, наличие/отсутствие прорыва желудочковой системы, наличие/отсутствие отёка, наличие/отсутствие предшествующего оперативного лечения, величина артериального давления, наличие/отсутствие в анамнезе заболеваний сердечно-сосудистой системы, нервной системы, крови, мочевыделительной системы, пищеварительной системы, печени и поджелудочной железы, онкологических заболеваний, сахарного диабета 2 типа.

Параметры анализировались с применением критерия Манна-Уитни, метода отношения шансов и  $\chi^2$ .

**Результаты и их обсуждение.** Группа пациентов состояла из 93 человек, 48 прооперировано. Среди них было 50 мужчин и 43 женщины. Средний возраст пациентов составил 60,76 лет (от 30 до 90 лет), стандартное отклонение 12,28 лет, медиана 61 год.

Частоты встречаемости различных локализаций кровоизлияний (правое/левое полушарие головного мозга, правое/левое полушарие мозжечка, ствол, внутрижелудочковое и их сочетания) и различных типов кровоизлияний (субкортикальное, таламическое, путаменальное, смешанное, в ствол, в мозжечок, внутрижелудочковое) представлены на рисунках 1 и 2 соответственно.

Результаты анализа параметров пациентов с использованием критерия Манна-Уитни, метода отношения шансов и  $\chi^2$  представлены в таблице 1.

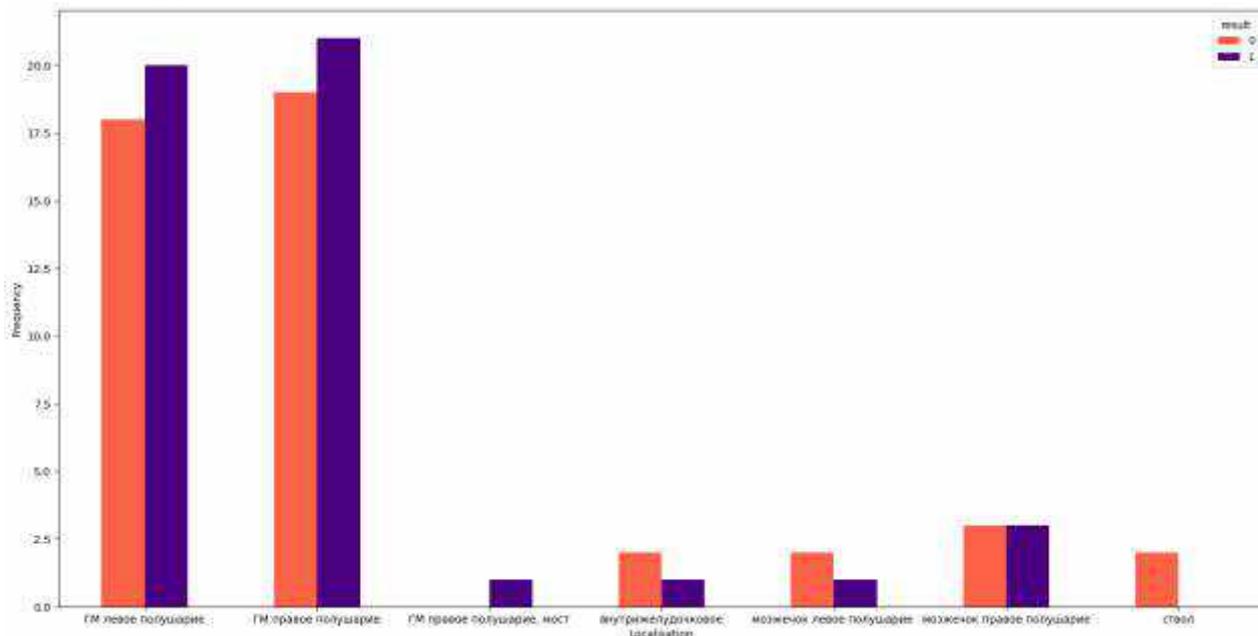


Рис. 1 – Гистограмма частот по локализации с учётом клинического исхода (0 – выписан, 1 - умер)

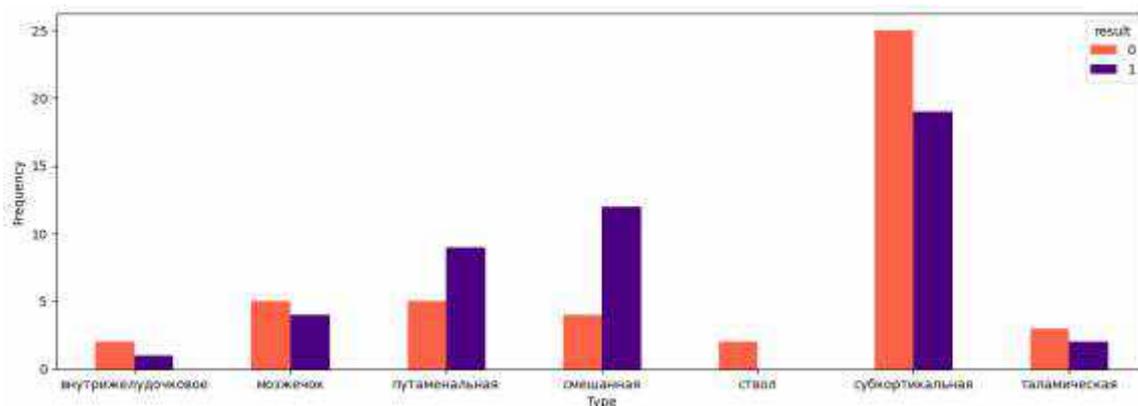


Рис. 2 – Гистограмма частот по типу ВМК с учётом клинического исхода

Табл. 1. Отношения шансов изучаемых параметров

Исследуемый параметр	ОШ (95% ДИ)	$\chi^2$	P-value
Смещение срединных структур до 5 мм	0,074 (0,028-0,201)	30,234	0,0001
Смещение срединных структур на 5-10 мм	3,125 (1,088-8,972)	4,736	0,03
Смещение срединных структур более 10 мм	7,858 (2,641-23,383)	16,009	0,0001
Объём до 30 мл	0,094 (0,033-0,267)	23,193	0,0001
Объём 30 – 50 мл	1,111 (0,405-3,048)	0,042	0,838
Объём более 50 мл	9,203 (3,481-24,332)	22,519	0,0001
ШКГ 8 баллов и ниже	8,254 (2,938-23,188)	18,409	0,0001
ШКГ 9 баллов и выше	0,121 (0,043-0,340)	18,409	0,0001
Прорыв в желудочковую систему	8,316 (3,159-21,895)	20,553	0,0001
Компрессия ЛДП	4,396 (1,63-11,857)	9,219	0,002
Дислокация в БЗО	1,306 (1,115-1,529)	12,21	0,0001
Наличие отёка	2,3 (1,002-5,294)	3,915	0,048
Наличие гидроцефалии	0,976 (0,29-3,28)	0,002	0,968
Сердечно-сосудистые заболевания в анамнезе	2,091 (0,183-23,888)	0,367	0,545

Продолжение таблицы 1

Заболевания дыхательной системы в анамнезе	0,976 (0,263-3,626)	0,001	0,971
Заболевания крови в анамнезе	1,706 (0,383-7,595)	0,501	0,479
Онкологические заболевания в анамнезе	2,047 (0,356-11,761)	0,667	0,414
Заболевания почек в анамнезе	3,220 (1,345-7,705)	7,129	0,008
Заболевания ЖКТ в анамнезе	2,940 (0,728-11,874)	2,457	0,117
Заболевания печени и поджелудочной железы в анамнезе	7,00 (2,682-18,273)	17,436	0,0001
Заболевания нервной системы в анамнезе	0,974 (0,332-2,861)	0,002	0,962
СД 2 типа в анамнезе	0,976 (0,263-3,626)	0,001	0,971

Создана искусственная нейронная сеть, представляющая собой многослойный персептрон с 2 скрытыми слоями, содержащими по 11 нейронов, с функцией активации «Relu» и с сигмоидной функцией на выходе. Отношение выборки для обучения и выборки для тестирования было 70% на 30% соответственно.

Использовались две искусственные нейронные сети для прогнозирования необходимости оперативного вмешательства и клинического исхода.

По результатам работы нейронной сети были построены ROC-кривые и определены площади под кривой (AUC). AUC составила 0,903.

Точность (ассигасу) составила 0,786 для прогнозирования клинического исхода и 0,857 для прогнозирования необходимости оперативного вмешательства.

Дополнительно были использованы другие модели машинного обучения. Результаты их работы приведены в таблицах 2 и 3.

**Табл. 2.** Метрики качества работы моделей машинного обучения (для прогнозирования клинического исхода)

Модель машинного обучения	Точность (%)	AUC
Ada Boost Classifier	0.74	0.7167
Extra Trees Classifier	0.74	0.7167
Extreme Gradient Boosting	0.74	0.7667
K Neighbors Classifier	0.72	0.7417
Random Forest Classifier	0.72	0.7833

**Табл. 3.** Метрики качества работы моделей машинного обучения (для прогнозирования необходимости оперативного вмешательства).

Модель машинного обучения	Точность (%)	AUC
Extreme Gradient Boosting	0.82	0.8833
Random Forest Classifier	0.74	0.8833
Logistic Regression	0.74	0.6833
Extra Trees Classifier	0.72	0.8667

Была создана система поддержки принятия клинических решений, представляющая собой программу с графическим интерфейсом, позволяющая на основе введённых параметров пациента определять необходимость оперативного лечения, а также определять вероятность различного клинического исхода. Для прогнозирования возможно использовать рекомендованные международным сообществом параметры и их границы, так и результаты работы нейронной сети. В результате работы

программы выдаётся результат в виде рекомендации/не рекомендации оперативного лечения, а также вероятный клинический исход.

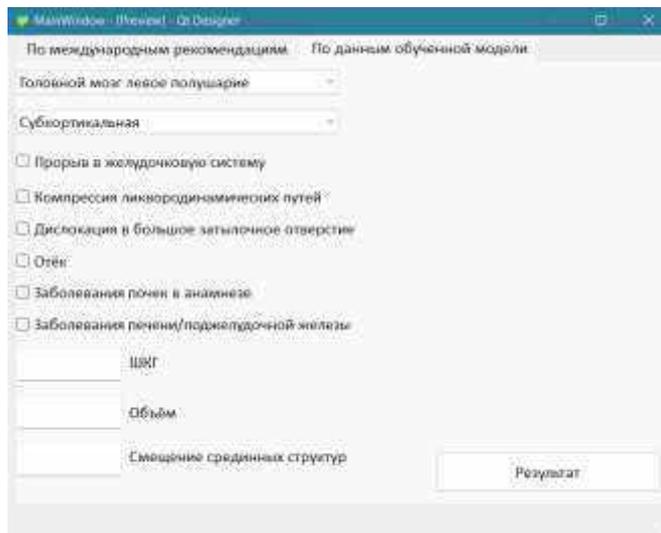


Рис. 3 – Вид графического интерфейса системы поддержки принятия клинических решений

### Выводы:

1. У пациентов с ВМК наибольшей прогностической значимостью определения исхода лечения обладают такие показатели, как объём кровоизлияния, уровень сознания по ШКГ, уровень смещения срединных структур, наличие/отсутствие окклюзии ликвородинамических путей, наличие/отсутствие отёка, наличие в анамнезе заболеваний почек, печени и поджелудочной железы.

2. Были обучены модели машинного обучения для прогнозирования вероятности развития послеоперационных осложнений: искусственная нейронная сеть, Extra Trees Classifier, K Neighbors Classifier, Random Forest Classifier, логистическая регрессия, деревья решений.

3. Наиболее высокий показатель AUC продемонстрировала искусственная нейронная сеть, также хороший результат продемонстрировали модели машинного обучения.

4. Создана система поддержки принятия клинических решений.

### Литература

1. Artificial intelligence-enhanced intraoperative neurosurgical workflow: current knowledge and future perspectives / L. Tariciotti, P. Palmisciano, M. Giordano et al. // Journal of Neurosurgical Sciences. – 2022. – № 66. – P. 139-150.

2. Artificial intelligence in medicine / A. N. Ramesh, C. Kambhampati, J. Monson et al. // Annals of The Royal College of Surgeons of England. – 2004. – № 86. – P. 334-338.

3. Machine Learning and Neurosurgical Outcome Prediction: A Systematic Review / J. T. Senders, P. Staples, A. Karhade et al. // World Neurosurgery. – 2018. – Vol. 109. – P. 476-486.

4. Machine learning applications to clinical decision support in neurosurgery: an artificial intelligence augmented systematic review / Q. Buchlak, N. Esmaili, J. Leveque et al. // Neurosurgical Review. – 2020. – № 43. – P. 1235-1253.

5. Risk stratification in deep brain stimulation surgery: Development of an algorithm to predict patient discharge disposition with 91.9% accuracy / Q. Buchlak, M. Kowalczyk, J. Leveque et al. // Journal of Clinical Neuroscience. – 2018. – Vol. 58. – P. 26-32.