



Моисеенко И.А.✉, Попель Г.А., Попель О.Н., Курагина И.К.

Республиканский научно-практический центр «Кардиология», Минск, Беларусь

Прогнозирование синдрома церебральной гиперперфузии после открытой реваскуляризации сонных артерий с применением методов контролируемого машинного обучения

Конфликт интересов: не заявлен.

Вклад авторов: Моисеенко И.А. – концепция и дизайн исследования, сбор и обработка материала, написание текста, редактирование статьи; Попель Г.А. – концепция и дизайн исследования, редактирование статьи; Попель О.Н. – сбор и обработка материала, редактирование статьи; Курагина И.К. – сбор и обработка материала.

Финансирование: исследование не имело спонсорской поддержки.

Подана: 10.07.2025

Принята: 31.10.2025

Контакты: i.mois_19@mail.ru

Резюме

Цель. Разработать метод прогнозирования синдрома церебральной гиперперфузии (СЦГ) после каротидной эндартерэктомии с использованием контролируемого машинного обучения.

Материалы и методы. В исследование включено 105 пациентов (средний возраст $64,1 \pm 7,9$ года), которым была выполнена открытая реваскуляризация сонных артерий. В контрольную группу вошли пациенты без признаков синдрома церебральной гиперперфузии ($n=98$), в основную группу – пациенты с развившимся СЦГ ($n=7$). Группы пациентов сопоставимы по основным клинико-демографическим характеристикам ($p>0,05$). Всем пациентам были выполнены ультразвуковое исследование брахиоцефальных артерий, КТ-ангиография брахиоцефальных артерий, КТ-перфузия головного мозга, церебральная оксиметрия, оценка окислительного стресса (тест FORT/FORD). Для создания прогностических моделей использовались градиентный бустинг над решающими деревьями, метод опорных векторов и адаптивный бустинг в комбинации с алгоритмом SMOTE.

Результаты. При разработке прогностических моделей в тренировочную выборку включены 80% пациентов, в тестовую – 20%. В качестве входных переменных для работы модели отобраны концентрация свободных радикалов кислорода в крови из внутренней яремной вены, значение показателя церебральной оксиметрии в ипсилатеральном полушарии головного мозга до пережатия сонных артерий, величина церебрального объема крови и среднего времени прохождения крови в бассейне средней мозговой артерии ипсилатерального полушария по данным КТ-перфузии головного мозга, степень стеноза контралатеральной внутренней сонной артерии по данным ультразвукового ангиосканирования (% по методу ECST), концентрация глюкозы в плазме крови и скорость клубочковой фильтрации, рассчитанная по формуле CKD-EPI. Точность модели, разработанной с применением градиентного бустинга над решающими деревьями, на тестовой выборке составила 92,3%, прецизионность – 0,942, значение F1 – 0,927. Площадь под ROC-кривой равна 0,967. Метрики



прогностической модели, разработанной с применением метода опорных векторов: точность на тестовой выборке равна 73,7%, прецизионность – 0,761, значение F1 – 0,747, площадь под ROC-кривой – 0,650. Метрики модели, разработанной с применением AdaBoost в комбинации с алгоритмом SMOTE: точность на тестовой выборке равна 86,7%, прецизионность – 0,911, значение F1 – 0,873, площадь под ROC-кривой – 0,898.

Закключение. Модель, разработанная с использованием градиентного бустинга над решающими деревьями, с высокой точностью позволяет прогнозировать развитие синдрома церебральной гиперперфузии у пациентов после каротидной реваскуляризации.

Ключевые слова: синдром церебральной гиперперфузии, каротидная эндалтерэктомия, сонная артерия, машинное обучение, искусственный интеллект

Maiseyenka I.✉, Popel H., Popel A., Kuragina I.

Republican Scientific and Practical Centre "Cardiology", Minsk, Belarus

Prediction of Cerebral Hyperperfusion Syndrome after Open Carotid Artery Revascularization Using Supervised Machine Learning

Conflict of interest: nothing to declare.

Authors' contribution: Maiseyenka I. – study concept and design, materials processing, text writing, editing; Popel H. – study concept and design, editing; Popel A. – materials processing, editing; Kuragina I. – materials processing.

Funding: the study has no sponsorship.

Submitted: 10.07.2025

Accepted: 31.10.2025

Contacts: i.mois_19@mail.ru

Abstract

Purpose. To elaborate a method for predicting cerebral hyperperfusion syndrome after carotid endarterectomy using supervised machine learning.

Materials and methods. The study included 105 patients (age 64.1 ± 7.9 years) who underwent open carotid artery revascularization. The control group ($n=98$) included patients without signs of cerebral hyperperfusion syndrome (CHS), the main group included patients with CHS ($n=7$). The patient groups were comparable in terms of the clinical and demographic characteristics ($p>0.05$). All patients underwent ultrasound examination of the brachiocephalic arteries, CT angiography of the brachiocephalic arteries, brain CT perfusion, cerebral oximetry, and assessment of oxidative stress (FORT/FORD test). To create predictive models, gradient boosting on decision trees, support vector machine, and adaptive boosting in combination with the SMOTE algorithm were used.

Results. When creating predictive models, 80% of patients were included in the training sample and 20% in the test sample. The following variables were selected as input variables for the model: concentration of oxygen free radicals in the blood from the internal jugular vein, value of cerebral oximetry in the ipsilateral hemisphere of the brain before clamping

of the carotid arteries, values of cerebral blood volume and mean transit time in the basin of the middle cerebral artery of the ipsilateral hemisphere according to CT perfusion, degree of stenosis contralateral internal carotid artery according to ultrasound scanning (% by ECST method), the concentration of glucose in blood plasma, and the glomerular filtration rate, calculated using the CKD-EPI formula. The accuracy of the model created using gradient boosting on decision trees in the test sample was 92.3%, the precision was 0.942, and the value of F1 was 0.927. The area under the ROC curve was 0.967. The metrics of the predictive model created using the support vector machine were: accuracy in the test sample was 73.7%, precision was 0.761, F1 value was 0.747, and area under the ROC curve was 0.650. The metrics of the model created using AdaBoost in combination with the SMOTE algorithm were: accuracy on the test sample was 86.7%, precision was 0.911, F1 value was 0.873, and the area under the ROC curve was 0.898.

Conclusion. The model created using gradient boosting on decision trees allows predicting cerebral hyperperfusion syndrome in patients after carotid revascularization with high accuracy.

Keywords: cerebral hyperperfusion syndrome, carotid endarterectomy, carotid artery, machine learning, artificial intelligence

■ ВВЕДЕНИЕ

Острые нарушения мозгового кровообращения (ОНМК) на протяжении последних десятилетий представляют собой одну из основных причин заболеваемости и смертности населения в экономически развитых странах мира. Статистические данные Всемирной организации здравоохранения за последние 15 лет свидетельствуют о том, что во всем мире ежегодно происходит неуклонный рост общего количества инсультов. Совокупная сумма прямых и непрямых расходов на одного пациента с инсультом составляет 55–73 тыс. долларов США в год [1, 2]. В связи с этим cerebrovascularные заболевания остаются одной из важнейших медико-социальных проблем современного общества, что обусловлено их распространенностью, высокой смертностью, длительными сроками временной нетрудоспособности и высокими показателями первичной инвалидности, а также стремительным увеличением финансовых затрат на оказание медицинской помощи данной категории пациентов.

Одной из распространенных причин возникновения инфаркта головного мозга является окклюзионно-стенотическое поражение сонных артерий. Кроме превентивного применения лекарственных средств, одним из важных элементов профилактики инфарктов головного мозга является выполнение каротидной реваскуляризации [3]. В настоящее время существуют два эквивалентных по своей эффективности метода хирургического лечения стеноза сонных артерий: каротидная эндартерэктомия и каротидное стентирование. Среди хирургических методов лечения каротидная эндартерэктомия прочно вошла в клиническую практику в качестве стандартного метода первичной и/или вторичной профилактики ОНМК, и ее эффективность достоверно установлена в многочисленных многоцентровых исследованиях [4, 5].

Ишемические осложнения, возникающие после реваскуляризации сонных артерий, развиваются в результате микроэмболии, тромбоза или недостаточной коллатеральной компенсации церебрального кровотока. Однако у некоторых пациентов,



которым выполнена каротидная реваскуляризация, появление в послеоперационном периоде неврологического дефицита может быть обусловлено развитием субарахноидального и/или внутримозгового кровоизлияний, главной причиной которых является синдром церебральной гиперперфузии (СЦГ).

СЦГ является редким, но потенциально опасным осложнением каротидной реваскуляризации, развитие которого обусловлено значительным увеличением мозгового кровотока, превышающего метаболические потребности головного мозга. По данным литературы, частота развития СЦГ в зависимости от типа реваскуляризации составляет от 0,2 до 18,9% [6, 7].

В настоящее время этиопатогенез СЦГ не установлен, однако имеются сведения о том, что ведущую роль в патогенезе СЦГ играют окислительный стресс (ОС) и нарушение цереброваскулярной ауторегуляции, развивающиеся на фоне хронической гипоперфузии головного мозга [8, 9].

Анализ имеющихся литературных данных показал, что в мире не существует многофакторных моделей прогнозирования СЦГ, не разработаны эффективные схемы лечения и меры профилактики. Машинное обучение и математическое моделирование с использованием искусственного интеллекта – активно развивающееся направление компьютерных наук, успешно применяющееся в медицине. Модели оценки риска, созданные с помощью алгоритмов машинного обучения, имеют более высокие значения показателей оценки прогностической способности, чем существующие шкалы и калькуляторы, разработанные с применением стандартных методов биомедицинской статистики [10, 11].

■ ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Разработать метод прогнозирования синдрома церебральной гиперперфузии после каротидной эндартерэктомии с использованием контролируемого машинного обучения.

■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В проспективное когортное исследование включено 105 пациентов (средний возраст $64,1 \pm 7,9$ года), которым была выполнена открытая реваскуляризация сонных артерий. Критерии включения: пациенты с окклюзионно-стенотическим поражением сонных артерий и наличием показаний для проведения каротидной реваскуляризации, возраст от 30 до 80 лет, наличие добровольного информированного согласия на участие в исследовании.

В 1-ю группу контроля вошли пациенты без признаков синдрома церебральной гиперперфузии ($n=98$), во 2-ю группу – пациенты с развившимся СЦГ ($n=7$). Обе группы сопоставимы по основным клинико-демографическим характеристикам ($p>0,05$).

Ультразвуковое исследование брахиоцефальных артерий выполняли на аппарате экспертного класса Philips EPIQ 7 (Philips Ultrasound Inc., США). Степень стеноза сонных артерий определяли по методу ECST (European Carotid Surgery Trial). Мультиспиральная компьютерная томография проводилась на двухэнергетическом 384-срезовом компьютерном томографе Siemens SOMATOM Force (Siemens Healthcare GmbH, Германия) и включала в себя выполнение нативного КТ-исследования, КТ-перфузии головного мозга и КТ-ангиографии брахиоцефальных артерий по стандартному протоколу сканирования. Значения церебральной оксиметрии определяли

Таблица 1
Стратификация выраженности ОС
Table 1
Stratification of oxidative stress severity

Значение FORT, U	Значение FORD, ммоль/л Trolox	Red-Ox баланс
<300	≥1,08	Оптимальный
<300	≤1,07	Латентный ОС
300–330	≥1,08	Компенсированный ОС
300–330	≤1,07	Субкомпенсированный ОС
≥331	0,25–3,00	Прогрессирующий ОС

с помощью аппарата Nonin SenSmart® Model X-100 (Nonin Corp., США). Забор образцов крови для оценки ОС осуществлялся из внутренней яремной вены. Выраженность ОС устанавливали с помощью теста FORT (Free Oxygen Radical Test) для определения уровня свободных радикалов кислорода, образующихся из гидропероксидов ROOH в соответствии с реакцией Фентона, и теста FORD (Free Oxygen Radical Defence), определяющего антиоксидантную способность сыворотки крови на полуавтоматическом анализаторе allegari CR3000 (Callegari, Италия). Результаты теста FORT представлены в единицах FORT U (1 U эквивалентна 0,26 мг/л H₂O₂). Оценку ОС осуществляли в соответствии с референтными значениями, представленными в табл. 1.

Качественные параметры сравнивались с помощью одностороннего критерия Fisher. Для непрерывных переменных оценка различий между группами выполнена с помощью t-теста для независимых выборок или U-критерия Mann – Whitney в зависимости от характера распределения. Полученные в ходе исследования значения непрерывных переменных представлены в виде медианы (Me) и квартилей (Q₁–Q₃), среднего арифметического значения (M) ± стандартное отклонение (SD).

Для создания прогностических моделей использовали градиентный бустинг над решающими деревьями (GBDT – Gradient Boosting on Decision Trees), метод опорных векторов (SVM – Support Vector Machines) и адаптивный бустинг (AdaBoost) в комбинации с алгоритмом SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique). Перед обучением был выполнен тюнинг гиперпараметров. При построении моделей в автоматическом режиме задавались различные сочетания клинико-демографических характеристик пациентов и данных лабораторно-инструментальных методов исследования. После обучения моделей с использованием выбранных алгоритмов проводили детальную оценку качества прогностической способности модели с более высоким значением показателя AUC (Area Under Curve) по следующим параметрам: точность (Accuracy), чувствительность (Sensitivity), специфичность (Specificity), прецизионность (Precision), отклик (Recall), F1 Score и корреляционный коэффициент Matthews (MCC – Matthews Correlation Coefficient). α-уровень статистической значимости равен 5%. Статистический анализ и разработку прогностических моделей выполняли с применением языка программирования R (версия 4.3.2 для операционной системы Windows).



■ РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Пациенты, у которых в послеоперационном периоде развился синдром церебральной гиперперфузии, имели более выраженный стеноз внутренних сонных артерий (ВСА). Степень стеноза ВСА на стороне операции у пациентов с развившимся СЦГ Ме 90 (85–95)%, в контрольной группе – Ме 80 (75–90)% ($p=0,035$). Степень стеноза контралатеральной ВСА составила Ме 60 (40–75)% в группе пациентов с СЦГ, в группе контроля – Ме 45 (30–69)% ($p=0,162$). Концентрация глюкозы в плазме крови до операции составила Ме 6,0 (5,8–11,7) ммоль/л у пациентов с СЦГ и Ме 5,5 (4,2–5,9) ммоль/л у пациентов без признаков синдрома церебральной гиперперфузии ($p=0,501$). Расчетная скорость клубочковой фильтрации (СКД-EPI) у пациентов с СЦГ – Ме 84 (62–91) мл/мин/1,73 м², у пациентов в контрольной группе – Ме 78 (64–88) мл/мин/1,73 м² ($p=0,788$). Клинико-демографическая характеристика пациентов в исследуемых группах представлена в табл. 2.

По данным КТ-перфузии головного мозга, выполненной до операции, отмечены статистически высокосignимые различия значений церебрального объема крови в бассейне средней мозговой артерии ипсилатерального полушария: Ме 2,33 (2,06–2,60) мл/100 г у пациентов с СЦГ и Ме 1,99 (1,90–2,05) мл/100 г у пациентов в группе контроля ($p<0,001$). Также статистически значимы различия значений церебрального кровотока и среднего времени прохождения крови – Ме 32,9 (29,8–36,0) мл/100 г/мин и Ме 29,6 (28,0–29,5) мл/100 г/мин, Ме 5,48 (5,36–5,60) с и Ме 5,23 (5,00–5,33) с в основной и контрольной группах соответственно ($p=0,016$ и $p=0,023$). Значения индекса цереброваскулярной резистентности в ипсилатеральном полушарии головного мозга составили Ме 0,39 (0,35–0,42) в группе пациентов с СЦГ и Ме 0,52 (0,48–0,54) у пациентов без СЦГ ($p<0,001$).

До пережатия сонных артерий значения церебральной оксиметрии как в ипсилатеральном ($\Delta rSO_2=8\%$, $p=0,027$), так и в контралатеральном ($\Delta rSO_2=8\%$, $p=0,008$)

Таблица 2
Клинико-демографическая характеристика пациентов
Table 2
Clinical and demographic characteristics of patients

Параметр	Без СЦГ (n=98)	СЦГ (n=7)	P
Мужской пол	78 (79,59%)	4	0,547
Возраст, лет	63,20±8,29	68,00±6,25	0,346
Индекс массы тела, кг/м ²	28,34±4,37	23,95±2,28	0,092
Артериальная гипертензия	85 (86,73%)	6	0,925
Сахарный диабет	14 (14,29%)	3	0,196
Глюкоза, ммоль/л	5,5 (4,2–5,9)	6,0 (5,8–11,7)	0,501
pСКФ (СКД-EPI), мл/мин/1,73 м ²	84 (62–91)	78 (64–88)	0,788
Симптомный каротидный стеноз	45 (45,91%)	4	0,834
ОНМК в анамнезе	23 (23,47%)	3	0,767
Табакокурение	50 (51,02%)	3	0,648
Общий холестерин, ммоль/л	4,1 (3,2–6,3)	3,3 (3,2–4,6)	0,364
Степень стеноза ипсилатеральной ВСА, % (ECST)	80 (75–90)	90 (85–95)	0,035
Степень стеноза контралатеральной ВСА, % (ECST)	45 (30–69)	60 (40–75)	0,162

Таблица 3
Результаты церебральной оксиметрии
Table 3
Results of cerebral oximetry

Параметр	Без СЦГ (n=98)	СЦГ (n=7)	p
rSO ₂ до пережатия СА (ипсилатерально), %	66 (63–71)	58 (57–60)	0,027
rSO ₂ до пережатия СА (контралатерально), %	64 (63–77)	56 (55–57)	0,008
Минимальное значение rSO ₂ в течение операции (ипсилатерально), %	63 (61–68)	52 (50–54)	0,011
Минимальное значение rSO ₂ в течение операции (контралатерально), %	63 (61–69)	45 (44–49)	0,007

полушариях головного мозга у пациентов с развившимся СЦГ были статистически значимо ниже по сравнению с контрольной группой (табл. 3).

У пациентов с развившимся синдромом церебральной гиперперфузии значения концентрации свободных радикалов кислорода в крови, оттекающей от головного мозга, до пережатия сонных артерий соответствовали критериям прогрессирующего ОС: значения FORT в группе пациентов с СЦГ составили Me 390,0 (350,0–425,5) U, в контрольной группе – Me 245,5 (177,8–305,2) U (p<0,001). Значения FORD в основной группе – Me 0,75 (0,30–1,18) ммоль/л Trolox, в контрольной – Me 1,06 (0,81–1,08) ммоль/л Trolox (p=0,138).

При разработке прогностических моделей в тренировочную выборку включены 80% пациентов, в тестовую – 20%. В качестве входных переменных для работы моделей отобраны концентрация свободных радикалов кислорода в крови, забранной из внутренней яремной вены, значение показателя церебральной оксиметрии в ипсилатеральном полушарии головного мозга до пережатия сонных артерий, величина церебрального объема крови и среднего времени прохождения крови в бассейне средней мозговой артерии ипсилатерального полушария по данным КТ-перфузии головного мозга, степень стеноза контралатеральной внутренней сонной артерии по данным ультразвукового ангиосканирования, концентрация глюкозы в плазме крови и скорость клубочковой фильтрации. В качестве целевой переменной выбран факт развития СЦГ в послеоперационном периоде или его отсутствие.

Точность модели, разработанной с применением градиентного бустинга над решающими деревьями, на тестовой выборке составила 92,3%, прецизионность – 0,942, значение F1 – 0,927. Площадь под ROC-кривой равна 0,967. Метрики прогностической модели, разработанной с применением метода опорных векторов: точность на тестовой выборке равна 73,7%, прецизионность – 0,761, значение F1 – 0,747, площадь под ROC-кривой – 0,650. Метрики модели, разработанной с применением AdaBoost в комбинации с алгоритмом SMOTE: точность на тестовой выборке равна 86,7%, прецизионность – 0,911, значение F1 – 0,873, площадь под ROC-кривой – 0,898 (табл. 4).

Значение AUC ROC-модели, разработанной с использованием градиентного бустинга над решающими деревьями, составило 0,967. При этом точность модели составила 92,3%, чувствительность – 95%, специфичность – 95%, корреляционный коэффициент Matthews – 0,822. Важность отобранных переменных в модели представлена на рис. 1.



Таблица 4
Метрики качества моделей, разработанных с использованием различных алгоритмов контролируемого машинного обучения
Table 4

Quality metrics of models created using various supervised machine learning algorithms

Алгоритм	Точность на тестовой выборке	Значение F1	AUC ROC
GBDT	92,3%	0,927	0,967
SVM	73,7%	0,747	0,650
AdaBoost + SMOTE	86,7%	0,873	0,898

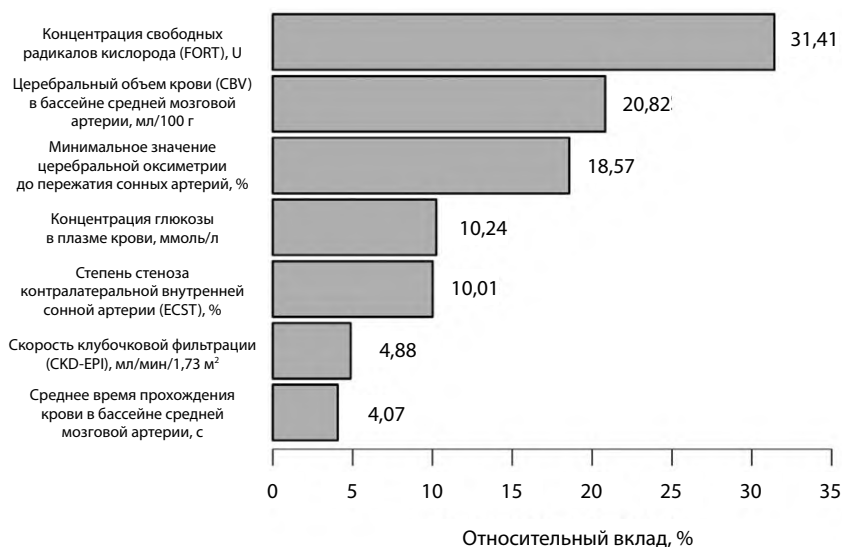


Рис. 1. Важность факторов в модели, разработанной с помощью градиентного бустинга над решающими деревьями
Fig. 1. The importance of the factors in a model created using gradient boosting on decision trees

Таблица 5
Показатели прогностической способности модели, разработанной с применением градиентного бустинга над решающими деревьями
Table 5

Indicators of the predictive ability of a model created using gradient boosting on decision trees

Параметр	Класс «0»	Класс «1»	Общий показатель
Точность	0,923	0,923	0,923
Прецизионность	1,000	0,750	0,942
Отклик	0,900	1,000	0,923
Доля ложноположительных классификаций	0,000	0,100	0,050
Ожидаемая доля ложных отклонений	0,000	0,250	0,125
F1 Score	0,947	0,857	0,927
Точность отрицательного прогноза	0,750	1,000	0,875
Специфичность	1,000	0,900	0,950
Доля ложноотрицательных классификаций	0,100	0,000	0,050

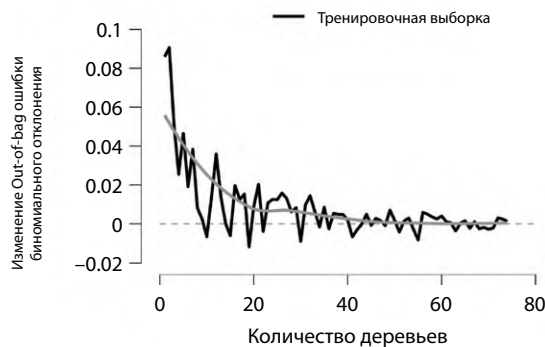


Рис. 2. Изменение Out-of-bag ошибки биномиального отклонения в зависимости от количества деревьев в процедуре бустинга при вторичном анализе разработанной модели
Fig. 2. Out-of-bag variation of the binomial deviation error depending on the number of trees in the boosting procedure during the secondary analysis of the model created



Рис. 3. Матрикс принятия решения о классификации исходных объектов моделью, разработанной с помощью градиентного бустинга над решающими деревьями
Fig. 3. The decision matrix for classifying source objects by the model created using gradient boosting on decision trees



Результаты подробного анализа прогностической эффективности модели, разработанной с использованием алгоритма GBDT, представлены в табл. 5 и на рис. 2, 3.

■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Использование модели машинного обучения у пациентов, перенесших реваскуляризацию сонных артерий, позволит с высокой вероятностью прогнозировать развитие синдрома церебральной гиперперфузии, что в свою очередь будет способствовать своевременному принятию профилактических мер по его развитию и, следовательно, приведет к снижению показателей инвалидизации, летальности и уменьшению финансовых затрат на лечение и реабилитационные мероприятия.

■ ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Feigin V.L., Brainin M., Norrving B., et al. World Stroke Organization (WSO): Global Stroke Fact Sheet 2022. *Int. J. Stroke*. 2022 Jan;17(1):18–29. doi: 10.1177/17474930211065917
2. Zhang R., Liu H., Pu L., et al. Global Burden of Ischemic Stroke in Young Adults in 204 Countries and Territories. *Neurology*. 2023 Jan 24;100(4):e422–e434. doi: 10.1212/WNL.000000000000201467
3. Bangad A., Abbasi M., de Havenon A. Secondary Ischemic Stroke Prevention. *Neurotherapeutics*. 2023 Apr;20(3):721–731. doi: 10.1007/s13311-023-01352-w
4. Randomised trial of endarterectomy for recently symptomatic carotid stenosis: final results of the MRC European Carotid Surgery Trial (ECST). *Lancet*. 1998 May 9;351(9113):1379–1387.
5. Cheng S.F., van Velzen T.J., Gregson J., et al. The 2nd European Carotid Surgery Trial (ECST-2): rationale and protocol for a randomised clinical trial comparing immediate revascularization versus optimised medical therapy alone in patients with symptomatic and asymptomatic carotid stenosis at low to intermediate risk of stroke. *Trials*. 2022 Jul 27;23(1):606. doi: 10.1186/s13063-022-06429-z
6. Hsu A.C., Williams B., Ding L., et al. Risk Factors for Cerebral Hyperperfusion Syndrome following Carotid Revascularization. *Ann. Vasc. Surg.* 2023 Nov;97:89–96. doi: 10.1016/j.avsg.2023.06.006
7. Farooq M.U., Goshgarian C., Min J., Gorelick P.B. Pathophysiology and management of reperfusion injury and hyperperfusion syndrome after carotid endarterectomy and carotid artery stenting. *Exp. Transl. Stroke Med.* 2016 Sep 6;8(1):7. doi: 10.1186/s13231-016-0021-2
8. Van Mook W.N., Rennenberg R.J., Schurink G.W., et al. Cerebral hyperperfusion syndrome. *Lancet Neurol*. 2005 Dec;4(12):877–888. doi: 10.1016/S1474-4422(05)70251-9
9. Abdelkarim A., Hamouda M., Real M., et al. Cerebral Hyperperfusion Syndrome after Carotid Revascularization; Predictors and Complications. *Ann. Vasc. Surg.* 2025;115:13–22. doi: 10.1016/j.avsg.2025.02.001
10. Wang S., Dai Y., Shen J., Xuan J. Research on expansion and classification of imbalanced data based on SMOTE algorithm. *Sci. Rep.* 2021 Dec 15;11(1):24039. doi: 10.1038/s41598-021-03430-5
11. Ewout W. Steyerberg. *Clinical Prediction Models: a Practical Approach to Development, Validation, and Updating*. 2nd Edition. Cham: Springer; 2019; 558 p.