



Чичановская Л.В., Сорокикова Т.В., Морозов А.М.✉, Ковальчук Ю.И.
Тверской государственный медицинский университет, Тверь, Россия

Применение технологий искусственного интеллекта в неврологии: обзор литературы

Конфликт интересов: не заявлен.

Вклад авторов: Чичановская Л.В. – разработка дизайна работы; Сорокикова Т.В. – анализ данных литературы; Морозов А.М. – подготовка выводов; Ковальчук Ю.И. – обсуждение полученных результатов.

Подана: 23.01.2024

Принята: 26.02.2024

Контакты: ammorozovv@gmail.com

Резюме

Современная клиническая практика требует интеграции и интерпретации постоянно растущих объемов клинических данных. Поэтому существует необходимость разработки эффективных способов обработки, анализа и синтеза больших объемов данных. Неврологи работают над пониманием функции биологических нейронных сетей, но искусственные нейронные сети и другие формы алгоритмов машинного обучения, вероятно, будут все чаще встречаться в клинической практике. Проводятся постоянные исследования, посвященные искусственному интеллекту в здравоохранении, и его потенциальное применение охватывает множество областей клинической медицины. Учитывая рост оцифровки медицинских записей, включая визуализацию, искусственный интеллект имеет хорошие возможности для анализа огромных объемов данных. Классическим статистическим методам не хватает возможности формировать прогнозы на основе больших неструктурированных наборов данных, которые содержат множество входных переменных и возможных ассоциаций. Напротив, искусственный интеллект превосходно выявляет закономерности на основе обширных и громоздких данных. На основе анализа сведений литературы были приведены примеры исследований с использованием технологий машинного обучения в неврологической практике.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, машинное обучение, неврология, болезнь Паркинсона, эпилепсия



Chichanovskaya L., Sorokovikova T., Morozov A.✉, Kovalchuk Yu.
Tver State Medical University, Tver, Russia

Application of Artificial Intelligence Technologies in Neurology: A Literature Review

Conflict of interest: nothing to declare.

Authors' contribution: Chichanovskaya L. – work design; Sorokovikova T. – literature data analysis; Morozov A. – drawing of conclusions; Kovalchuk Yu. – discussion of findings.

Submitted: 23.01.2024

Accepted: 26.02.2024

Contacts: ammorozovv@gmail.com

Abstract

Modern clinical practice requires the integration and interpretation of ever-growing volumes of clinical data. Therefore, there is a need to develop effective ways for processing, analyzing, and synthesizing large amounts of data. Neuroscientists are working to understand the function of biological neural networks, but artificial neural networks and other forms of machine learning algorithms are likely to become increasingly common in clinical practice. There is ongoing research on artificial intelligence in healthcare, and its potential applications cover many areas of clinical medicine. Given the increasing digitization of medical records, including visualization, artificial intelligence is well positioned to analyze huge amounts of data. Traditional statistical methods lack the ability for generating forecasts over large unstructured datasets containing numerous input variables and potential associations. On the contrary, artificial intelligence is excellent at identifying patterns based on extensive and cumbersome data. Based on the analysis of the literature data, examples of studies using machine learning technologies in neurological practice were given.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, machine learning, neuroscience, Parkinson's disease, epilepsy

■ ВВЕДЕНИЕ

Искусственный интеллект описывает область вычислительной науки, посвященную разработке машин, имитирующих человеческий интеллект. С момента появления термина в 1956 году в данной области наблюдался значительный прогресс от возникновения первых искусственных нейронов до эволюции глубоких нейронных сетей, способных выполнять сверхчеловеческие задачи по распознаванию изображений. Теперь искусственный интеллект обещает автоматизировать задачи, которые когда-то выполнялись людьми [1].

Современная клиническая практика требует интеграции и интерпретации постоянно растущих объемов клинических данных. Поэтому существует необходимость разработки эффективных способов обработки, анализа и синтеза больших объемов данных. Неврологи работают над пониманием функции биологических нейронных сетей, но искусственные нейронные сети и другие формы алгоритмов машинного обучения, вероятно, будут все чаще встречаться в клинической практике [2].

Проводятся постоянные исследования, посвященные искусственному интеллекту в здравоохранении, и его потенциальное применение охватывает множество областей клинической медицины. Учитывая рост оцифровки медицинских записей, включая визуализацию, искусственный интеллект имеет хорошие возможности для анализа огромных объемов данных. Классическим статистическим методам не хватает возможности формировать прогнозы на основе больших неструктурированных наборов данных, которые содержат множество входных переменных и возможных ассоциаций. Напротив, искусственный интеллект превосходно выявляет закономерности на основе обширных и громоздких данных. Современные достижения, характеризующиеся высокопроизводительными вычислительными системами и прорывами в теоретических знаниях, раздвинули границы производительности искусственного интеллекта. В здравоохранении его применяют для диагностики, прогнозирования рисков заболеваний, совершенствования лекарственных средств, мониторинга состояния пациента и разработки новых протоколов. Искусственный интеллект повлиял на все аспекты человеческой жизни, и неврология не является исключением [3, 4].

Практика неврологии столкнулась со многими проблемами с тех пор, как Жан-Мартен Шарко установил ее священные принципы. Искусственный интеллект обещает произвести невообразимую революцию в проверенной временем практике неврологии. Искусственный интеллект теперь может диагностировать острое нарушение кровообращения головного мозга с помощью компьютерной и магнитно-резонансной томографии, выявлять отек диска зрительного нерва и диабетическую ретинопатию с помощью сканирования сетчатки, интерпретировать электроэнцефалограмму для прогнозирования комы, обнаруживать судороги задолго до появления приступа, предсказывать переход легких когнитивных нарушений в деменцию Альцгеймера, классифицировать нейродегенеративные заболевания на основе походки и почерка. Клиническая практика, вероятно, изменится в ближайшем будущем, чтобы использовать искусственный интеллект в качестве дополнительного инструмента. В связи с данными обстоятельствами врач должен быть готов изменить свое восприятие искусственного интеллекта [5, 6].

■ ЦЕЛЬ РАБОТЫ

Оценить возможности применения технологий искусственного интеллекта в практической деятельности врачей-неврологов.

■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В ходе настоящего исследования был произведен обзор отечественных и зарубежных публикаций, содержащих актуальную информацию о применении искусственного интеллекта в неврологии. Поиск литературы проводился в базах данных: Elibrary, PubMed, Cochrane Library и Cyberleninka.

■ РЕЗУЛЬТАТЫ

Неврологические расстройства включают структурные, биохимические или электрические нарушения мозга и нервов. С ростом численности и старением населения бремя хронических неврологических расстройств существенно возросло, несмотря на снижение смертности от инсульта и других инфекционных неврологических



заболеваний. В 2014 году наиболее распространенные неврологические расстройства – деменция, инсульт, эпилепсия, болезнь Паркинсона, рассеянный склероз, мигрень и боль напряжения – обошлись экономике США почти в 789 миллиардов долларов [7, 8].

В настоящее время неврология сталкивается с множеством проблем, в частности с такими, как раннее выявление и сокращение продолжительности реабилитации острого ишемического инсульта, диагностика редких подтипов эпилепсии и предотвращение внезапной неожиданной смерти при эпилепсии или рассмотрение множественных признаков эпилепсии и вариабельность показаний электроэнцефалографии между наблюдателями и т. д. Огромный объем данных требует структуризации, что поможет специалистам в ранней постановке диагноза и улучшении качества лечения [9, 10].

Основополагающим принципом современной медицины является искусственный интеллект, который в конечном итоге станет частью неврологического лечения. Это новый подход к лечению и профилактике заболеваний, который учитывает множество переменных, таких как гены, окружающая среда и образ жизни. У искусственного интеллекта существует потенциал для работы с беспрецедентной скоростью за счет использования огромных вычислительных мощностей без какого-либо постороннего программирования [11]. Будущее искусственного интеллекта во всех областях обнадеживает, особенно в области неврологии: от прогнозирования исходов судорожных расстройств, оценки опухолей головного мозга, повышения квалификации нейрохирургических процедур, реабилитации пациентов, перенесших инсульт, до приложений для смартфонов, отслеживающих симптомы и прогресс пациентов. Будущее кажется многообещающим. За последние два десятилетия было изобретено и исследовано множество гаджетов, оснащенных искусственным интеллектом, для улучшения функциональности, эффективности диагностики и прогноза у пациентов, страдающих неврологическими расстройствами [12]. Несколько таких примеров включают Apple Watch, отслеживающие тремор и бессимптомную аритмию; устройства iPad, контролирующие способность рисовать у пациента с подозрением на двигательные расстройства; компьютерную томографию и магнитно-резонансную томографию, оснащенные искусственным интеллектом, которые помогают рентгенологам диагностировать сложные изображения; медицинские приложения искусственного интеллекта для улучшения соблюдения пациентами режима лечения; приложение EpiFinder для определения типов приступов и синдромов эпилепсии [13, 14].

Следует упомянуть интерфейсы «мозг – компьютер» – это системы, преобразующие модели активности мозга в команды, которые могут выполняться искусственным устройством. Это дает возможность управлять такими устройствами, как протез руки или экзоскелет, инвалидная коляска, приложения для набора текста или игры, напрямую, модулируя активность нашего мозга, что может значительно облегчить последствия неврологических заболеваний [15].

В данном обзоре мы рассмотрим применение технологий искусственного интеллекта в рамках наиболее часто встречающихся неврологических заболеваний.

Болезнь Паркинсона

Болезнь Паркинсона – нейродегенеративное заболевание, вызывающее дистрофию двигательной системы. Наиболее важными клиническими особенностями болезни Паркинсона являются тремор, брадикинезия, ригидность и постуральная

неустойчивость. Данные двигательные симптомы поражают верхние и нижние конечности и мешают пациентам в выполнении повседневных рутинных задач, что может быть заметно уже на самых ранних стадиях заболевания [16]. Таким образом, оценка данных симптомов посредством анализа движений тела представляет собой очень важную часть клинической диагностики. Симптомы могут быть купированы препаратом леводопа, который компенсирует потерю дофамина в центральной нервной системе, однако эффект препарата варьируется на индивидуальном уровне и зависит от многих факторов. Болезнь Паркинсона невозможно вылечить, но при успешной стратегии по купированию симптомов качество жизни пациента можно поддерживать на протяжении десятилетий [17].

Поскольку болезнь Паркинсона является прогрессирующим заболеванием, пациенты регулярно посещают врачей для наблюдения за состоянием здоровья и при необходимости для корректировки лечения. Данные наблюдения основаны на субъективной визуальной оценке невролога и собственном описании симптомов пациентом. Однако визуальная оценка подвержена ошибкам. Тяжесть симптомов пациента с болезнью Паркинсона меняется ежедневно из-за приема лекарств, стресса или общего состояния здоровья пациента. Следовательно, существует потребность в методах объективной оценки симптомов в течение более длительных периодов времени для поддержания надлежащего баланса лекарств и качества жизни в домашних условиях.

Международное исследование 2020 года по применению 20-шаговых тестов ходьбы с использованием инерционных датчиков смартфона показало довольно точные результаты в обнаружении симптомов болезни Паркинсона. Инерционные датчики, встроенные в смартфоны пациентов, регистрировали нарушения походки с помощью данных ускорения и гироскопа. Далее данные сохранялись в памяти смартфона и проводился анализ полученных сведений. По отклонению полученных результатов можно было оценить, имеются ли у данного пациента симптомы нарушения двигательной активности [18].

Сотрудники Сеульского национального университета проводили исследование по оценке тремора верхних конечностей с помощью датчика запястья с использованием сверхточной нейронной сети. Сигналы тремора пациентов записывались с помощью специального устройства SNUMAP (Life Science Technology Inc., Корея). Датчик крепился к руке в виде браслета. Сигнал с датчика передавался на ноутбук через Bluetooth. Далее сигналы обрабатывались с помощью специально обученной нейронной сети. За исследованием наблюдали два профессиональных невролога, которые отдельно от нейронной сети проводили оценку тяжести тремора. В ходе исследования нейронная сеть демонстрировала довольно точную оценку степени тяжести тремора верхних конечностей [19].

На данный момент производится разработка «умной системы лечения». Принцип этой системы сочетает в себе технологии трансдермальной помпы L-допы и глубокой стимуляции мозга, а также оценку поведения в реальном времени с помощью носимых датчиков. Носимые датчики могут обнаруживать двигательные колебания в режиме реального времени и передавать эти поведенческие данные на компьютер для обработки и наблюдения врача. Затем информация о лечении, основанная на данных о двигательных колебаниях и контролируемая врачом, отправляется на терапевтический терминал, такой как трансдермальный насос L-допы и/или электрод



для глубокой стимуляции мозга. Далее терапевтический терминал выполняет соответствующие модификации лечения путем корректировки дозы L-допы, параметров глубокой стимуляции или целей стимуляции. Такое точное лечение имеет несколько преимуществ. У пациентов на ранних стадиях дозу L-допы можно уменьшить или отменить, а также избежать чрезвычайно высоких стимулирующих токов. Необходимость клинического надзора за интеллектуальной системой лечения является спорной. Многие компьютерные инженеры полагают, что компьютерная система, основанная на больших данных и строгих математических моделях, может напрямую реагировать на двигательные колебания пациента и автоматически принимать быстрые решения по терапевтическим вопросам, а затем начинать лечение. Однако большинство клиницистов не могут с этим согласиться и настаивают на наблюдении за такими устройствами [20].

Использование технологий при болезни Паркинсона вызвало большой интерес. Потенциал обеспечения более непрерывного и удаленного мониторинга состояния здоровья и улучшения коммуникации при уходе за пациентами имеет большую значимость для лечения болезни Паркинсона [21].

Инсульт

Инсульт является пятой причиной смерти в Соединенных Штатах – около 795 000 человек в США заболевают инсультом каждый год, и из них 140 000 умирают каждый год [22, 23].

Диагноз инсульта основывается на клиническом обследовании, а также на различных методах визуализации. Дифференциальная диагностика геморрагического и ишемического инсульта и выявление окклюзий крупных сосудов представляют собой ключевые этапы в определении оптимального режима терапии для отдельного пациента. Время имеет решающее значение: чем быстрее будет поставлен диагноз и начата соответствующая терапия, тем лучше исход у пациентов [24].

Многие инструменты для анализа медицинских изображений были разработаны с целью сократить время, необходимое для обнаружения отклонений, и обеспечить более точные результаты. В частности, инструменты, основанные на методах машинного обучения, привели за последнее десятилетие к значительным улучшениям в интерпретации медицинских изображений. В 1980-х годах была представлена концепция, названная компьютерной диагностикой. Ее основной целью было предоставить рентгенологам второе мнение при анализе их случаев. В компьютерной диагностике реализованы замечательные разработки и были представлены приложения для всех методов медицинской визуализации. В настоящее время системы компьютерной диагностики хорошо зарекомендовали себя для оказания помощи при диагностике инсульта и во многих других областях медицины [25].

Компьютерная диагностика и автоматизированная компьютерная диагностика – это два понятия со схожими названиями, но разными значениями. Компьютерная диагностика обычно опирается на комбинацию интерпретации медицинских изображений с помощью вычислительных алгоритмов и оценки медицинских изображений врачами. В этом случае врачи не заменяются алгоритмом, а используют результаты алгоритмов в качестве второго мнения. Диагноз ставится и окончательное решение принимается в конце процесса врачами. Автоматизированная компьютерная диагностика основана только на компьютерных алгоритмах, и диагноз ставится

непосредственно с помощью алгоритма. В этом случае производительность алгоритма в повседневной клинической практике должна быть как минимум равна производительности среднего врача или быть лучше ее [26]. Алгоритмы компьютерной диагностики не предназначены для использования в качестве самостоятельных диагностических инструментов, однако они помогают врачам получать более точную и стандартизированную интерпретацию результатов, связанных с инсультом, что может улучшить управление инсультом и отбор пациентов для подходящего (обычно критического по времени) лечения [27].

На основании данных технологий изобретаются коммерчески доступные платформы, предоставляющие автоматизированную информацию о различных компонентах маршрута сортировки пациентов с острым инсультом, которые интегрируются в повседневную клиническую практику и исследования [28]. Данные инструменты обеспечивают быстрый и эффективный анализ, который направлен на оптимизацию оказания помощи при инсульте в специализированных и центральных больницах и сокращение времени выполнения клинических работ [29].

Например, Герреро и другие разработали платформу uResNet, которая сегментировала и дифференцировала гиперинтенсивность белого вещества, вызванную хроническим заболеванием мелких сосудов, от инсультов на корковом или подкорковом уровнях [30]. Также существует ASPECTS – широко используемая клиническая система оценки степени раннего ишемического инсульта при бесконтрастной компьютерной томографии, которая использовалась в рандомизированных клинических исследованиях для выбора кандидатов на тромбэктомию [31].

Ким Юн-Чул и соавт. изобрели сверточную нейронную сеть кодировщика-декодера U-net, которая представляет собой новую архитектуру глубоких нейронных сетей для сегментации медицинских изображений, и оценили ее эффективность при измерении объема диффузного поражения головного мозга. Измерения объема диффузного поражения предложенным методом показали высокую корреляцию с измерениями, полученными с помощью ручной сегментации эксперта-невролога, а также с помощью коммерческого программного обеспечения [32]. Данная разработка может получить широкое применение, поскольку показания к вмешательству в позднем временном окне (>6 часов) в основном определяются объемом поражения и врачи ищут удобные и точные способы измерения данной величины [33, 34].

В результате исследования «Автоматизированное обнаружение окклюзии крупных артерий при визуализации инсульта» (ALADIN) было опубликовано несколько статей, использующих алгоритмы искусственного интеллекта для идентификации окклюзии крупных сосудов с применением наборов данных компьютерной ангиографии. Баррейра и соавт. использовали коммерчески доступную модель Viz.ai в когорте из 875 пациентов из исследования ALADIN, в результате чего чувствительность, специфичность и точность составили 90,1%, 82,5% и 86% соответственно [35].

Программное обеспечение постобработки позволяет оценивать параметры перфузии с использованием деконволюции тканевых и артериальных сигналов при визуализации перфузии с заданными пороговыми значениями для автоматической сегментации и количественного определения инфарктного ядра и ткани, подверженной риску. Существует несколько программных продуктов для постобработки перфузионных изображений компьютерной томографии и магнитно-резонансной томографии, однако программное обеспечение для быстрой обработки перфузии



и диффузии RAPID (iSchemaView) использовалось в ряде крупных исследований инсульта и в настоящее время упоминается в международных рекомендациях по лечению инсульта [36].

Алгоритм Deep learning хорошо зарекомендовал себя на двух различных наборах проверочных данных, достигнув значений 95% обнаружения внутримозговых кровоизлияний. Дополнительной особенностью алгоритма является его способность идентифицировать соответствующие результаты компьютерной томографии, такие как перелом свода черепа, смещение средней линии и масс-эффект [37].

Помимо традиционных моделей машинного обучения, для прогнозирования результатов лечения тканей также используются искусственные нейронные сети. Багер-Эбадиан и соавт. разработали, обучили и протестировали одну из первых нейронных сетей, использующих традиционные последовательности магнитно-резонансной томографии в качестве входных данных, и описали свою модель так, чтобы она была точной при использовании окончательного инфаркта головного мозга на магнитно-резонансной томографии в качестве «золотого стандарта», точность которого составляет 89% [38]. Нильсен и соавт. разработали сверточную нейронную сеть, используя последовательности изображений и клинические биомаркеры в качестве входных данных для модели глубокой сверточной нейронной сети для определения окончательного объема инфаркта, как видно из последующих наборов данных, полученных через месяц после инсульта у пациентов, получивших тромболизис. Они обнаружили, что модель глубокой сверточной нейросети превосходит другие модели, прогнозирующие конечный объем инфаркта с точностью 88% [39].

Еще одним вариантом применения машинного обучения является прогнозирование факторов, которые будут способствовать ухудшению неврологического состояния и увеличению заболеваемости, например, отеку мозга. Чен и соавт. предложили алгоритм машинного обучения, использующий серийные компьютерные томографии пациентов, перенесших инсульт, для определения и измерения объема спинномозговой жидкости с течением времени, поскольку он может представлять собой чувствительный биомаркер прогрессирования отека мозга. Первоначальная когорта состояла из 155 субъектов, и предварительная обработка с использованием верхней части модели обобщенных оценочных уравнений для расчета объемов спинномозговой жидкости с течением времени с поправкой на возраст продемонстрировала, что снижение объема спинномозговой жидкости от исходного уровня до конечного коррелировало с объемом инфаркта, наличием отека мозга и степенью смещения срединной линии. Для сравнения: Дхар и соавт. проверили автоматизированный метод внутричерепной сегментации спинномозговой жидкости с помощью ансамбля машинного обучения с сегментацией геодезического активного контура. Пространства спинномозговой жидкости были обозначены на снимках, выполненных в течение 6 часов после начала инсульта, а затем через 24 часа у 38 пациентов. Этот метод точно отслеживал изменения объема спинномозговой жидкости. Эти алгоритмы представляют собой потенциал для будущих исследований и могут служить биомаркером тяжести отека мозга [40, 41].

За последние несколько лет мобильные и носимые потребительские технологии в области здравоохранения стали широко доступны среди населения, они обладают чрезвычайно высокой эффективностью искусственного интеллекта. При цереброваскулярных заболеваниях сообщения по поводу этого сдвига технологической

парадигмы обычно сосредоточены на улучшенной профилактике инсульта путем выявления фибрилляции предсердий, апноэ во сне и других факторов риска [42].

Современные носимые технологии обычно содержат три типа сверхмаломощных микроэлектронных машин, чувствительных к движению. Акселерометры измеряют изменения скорости по осям X, Y и Z, предоставляя информацию о линейных перемещениях. Гироскопы измеряют вращательные движения, связанные с гравитационными силами. Магнитометры (электронные компасы) измеряют ориентацию на магнитный север. Вместе эти многочисленные технологии обнаружения движения обеспечивают полное распознавание движения с 9 степенями свободы. По сравнению с лабораторными устройствами инерционного движения, являющимися «золотым стандартом», потребительские носимые аппаратные системы обнаружения движения работают сопоставимо, в границах среднего предела погрешности, установленного Американской медицинской ассоциацией для надежной оценки двигательных нарушений при клинических исследованиях. Данные датчики движения способны обнаруживать широкий спектр нарушений движений рук, туловища и ног/походки, возникающих при остром инсульте [43, 44].

После инсульта способность активно инициировать разгибательные движения запястья и пальцев является одним из показателей восстановления моторики. Восстановление функции рук и повседневной активности особенно не поддается терапии из-за мелкой моторики, необходимой для дистальных суставов. Традиционная реабилитационная терапия требует времени, трудоемка и субъективна [45, 46].

Эффективное реабилитационное устройство для верхней конечности должно обеспечивать определенную схему скоординированных движений суставов, особенно суставов верхней конечности.

Только два устройства, Hand Mentor и HWARD, позволяют синхронизировать движение верхней конечности. Hand Mentor Pro вращает запястье с помощью метакарпофалангеальной кости, расположенной под постоянным углом по отношению к запястью, но ему не хватает сгибания (захвата) и разгибания (освобождения), а также он не может обеспечить скорость. Хотя HWARD синхронизировало запястье и метакарпофалангеальную кость и предоставило убедительные доказательства реорганизации мозга посредством сеансов роботизированной терапии, у него были другие проблемы, такие как ограниченный диапазон движений, отсутствие ориентированной на пациента тренировки мышц, требование раскрытия пальцев, ручная регулировка силы у пневмоцилиндров и устройств массой ~25 кг [47].

Сингх и соавт. изобрели и протестировали новый протезированный экзоскелет верхней конечности, который должен был устранить недостатки всех предыдущих протезов. Исследование продемонстрировало улучшение как клинических, так и нейрофизиологических изменений у пациентов с инсультом в ответ на роботизированный экзоскелет. Целенаправленная роботизированная терапия с использованием экзоскелета может иметь значение в будущем для облегчения восстановления после инсульта с помощью этого нейрореабилитационного устройства [48].

Дисфункция походки часто встречается у пациентов, перенесших инсульт, вследствие нарушения мозгового механизма походки. Постинсультная гемиплегическая походка обычно характеризуется снижением скорости ходьбы и асимметрией двусторонних кинетических, кинематических и пространственно-временных параметров. Роботизированные экзоскелеты с электроприводом – многообещающие



инструменты для максимального восстановления нейронов за счет повторяющейся практики ходьбы [49].

Система улучшения походки и связанных с этим механизмов мотивации GEMS-H, разработанная компанией Samsung Electronics Co., Ltd. (Сувон, Республика Корея), модулирует корковую активность пациентов, перенесших инсульт. GEMS-H представляет собой роботизированный экзоскелет тазобедренного типа. Исследования показали, что GEMS-H улучшает функцию походки, мышечную эффективность и эффективность сердечно-легочного метаболизма.

Однако пока неизвестно, как тренировка ходьбы с помощью GEMS-H модулирует корковую активность пациентов, перенесших инсульт [50].

Исследование Ли Су-Хен и соавт. показывает модулирующее влияние GEMS-H на активацию коры во время ходьбы у пациентов с хроническим инсультом. Результаты исследования демонстрируют, что GEMS-H способствовала большей активации первичной сенсомоторной коры, что помогло восстановить функцию походки. Данные результаты позволяют предположить, что GEMS-H может быть полезна для обеспечения более скоординированной и эффективной походки пациентов, перенесших инсульт [51].

Эпилепсия

Эпилепсия является одним из наиболее распространенных неврологических заболеваний, от которого страдают около 50 миллионов человек во всем мире [52]. Приступы возникают при аномальной синхронной активации нейронов в каком-либо отделе мозга или во всем мозге, когда сети сформированы неравномерно или нарушены. У детей наиболее частыми причинами судорог являются генетические, травмы вследствие перинатальных инсультов и пороки развития коры головного мозга. У взрослых без генетической предрасположенности к эпилепсии распространенной этиологией судорог являются энцефалит/менингит, черепно-мозговая травма и опухоли головного мозга [53].

Диагноз эпилепсии в целом является клиническим и обычно основывается на анамнезе, однако эпилепсия чаще подвергается гипердиагностике. Ошибочный диагноз часто является результатом неправильной интерпретации данных анамнеза и электроэнцефалографии. От 25 до 30% пациентов, у которых ранее была диагностирована эпилепсия и которые не ответили на первоначальное лечение противосудорожными препаратами, не страдают эпилепсией [54].

В исследовании Кирал-Корнака и соавт. значительное внимание было уделено автоматическому обнаружению приступов в записях электроэнцефалографии с помощью обученных нейронных сетей. Подобные методы также применялись для прогнозирования приступов по данным электроэнцефалографии с достижением времени прогнозирования до нескольких минут с использованием ограниченных баз данных, в том числе на чипах с низким энергопотреблением, подходящих для носимых или имплантируемых устройств [55].

Однако помимо записей электроэнцефалографии методы машинного обучения также применяются к новым источникам данных для обнаружения припадков. При неонатальной эпилепсии Караяннис и соавт. исследовали движения конечностей на прикроватных видеозаписях, обучая нейронные сети классифицировать записи как фокальные клонические судороги, миоклонические судороги или несудорожные

движения. После обучения на 120 записях авторы достигли чувствительности обнаружения судорог 85,5–94,4% и специфичности 92,5–97,9% [56].

Помимо обнаружения или прогнозирования отдельных припадков, подходы машинного обучения также исследовались для более точной диагностики эпилепсии с использованием широкого спектра источников данных. В частности, в ряде исследований методы машинного обучения применялись для анализа данных изображений. Чжан и соавт. исследовали асимметрию функциональных связей в гомологичных областях мозга на функциональной магнитно-резонансной томографии в состоянии покоя у 100 пациентов с эпилепсией и 80 пациентов из контрольной группы, достигнув пиковой диагностической чувствительности 82,5% и специфичности 85% с использованием классификатора машинного обучения [57].

Перед клиницистами остаются серьезные проблемы эффективного ведения пациентов с эпилепсией. В идеале для пациента с впервые диагностированной эпилепсией выбор препарата должен быть персонализирован, чтобы предоставить ему шансы на ответ и избавление от приступов. В настоящее время клиницистам на выбор доступно более 20 противосудорожных препаратов [58]. Кроме того, прогнозирование лекарственной устойчивости является серьезной проблемой. Треть пациентов не смогут избавиться от приступов с помощью современной фармакотерапии. Среди этих пациентов с лекарственно-устойчивой эпилепсией часть будут кандидатами на хирургическое вмешательство. На данный момент проводятся исследования по индивидуальному прогнозированию лекарственной устойчивости [58, 59].

Девинский и соавт. в своем исследовании построили прогностическую регрессионную модель машинного обучения, чтобы предсказать вероятность необходимости изменения лечения в течение 12 месяцев после начала применения противосудорожной терапии, используя необходимость изменения лечения в качестве суррогатного индикатора продолжения судорог. Модель позволила исследователям ввести схему противосудорожной терапии и использовать в качестве входных данных набор других характеристик пациента и лечения. Режим противосудорожной терапии, который приводил к наименьшей вероятности необходимости изменения лечения, служил оптимальным режимом для данного пациента. В работе также изучалось экономическое влияние на здоровье использования оптимального режима противосудорожной терапии, определенной моделью, по сравнению с фактически используемым режимом, и было установлено, что для 8292 пациентов из тестовой выборки количество госпитализаций, связанных с эпилепсией, будет в среднем на 281,5 меньше в год [60].

Виссель и соавт. использовали модель машинного обучения для проспективной оценки кандидатуры на хирургическое вмешательство (более высокие баллы указывали на высокую вероятность хирургического вмешательства) на основе электронных медицинских записей. Эффективность оценивалась путем сравнения классификации модели с классификацией эпилептолога для определенного порогового балла. Модель машинного обучения достигла 0,79 (95%-ный доверительный интервал 0,62–0,96), с чувствительностью 0,8 и специфичностью 0,77 при оптимальном пороговом показателе. Как отмечают авторы, поскольку модель дает оценку, врач должен будет определить порог, по которому можно отделить потенциальных кандидатов [61].



■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта могут значительно упростить практическую деятельность специалистов в области неврологии, улучшить исход множества заболеваний и значительно снизить экономический ущерб. Однако для полного использования технологий искусственного интеллекта в будущем рекомендуется более широкое сотрудничество между медицинскими учреждениями, врачами и исследователями, чтобы облегчить согласование протоколов сбора данных, обмен и объединение наборов данных. Текущие и будущие совместные проекты дадут информацию о том, как будет формироваться будущая среда электронного здравоохранения, которая позволит сократить количество неблагоприятных исходов и улучшить качество жизни пациентов.

■ ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Kelly C.J., Karthikesalingam A., Suleyman M., Corrado G., King D. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence. *BMC Med.* 2019;17(1):195. doi: 10.1186/s12916-019-1426-2
2. Handelman G.S., Kok H.K., Chandra R.V., Razavi A.H., Lee M.J., Asadi H. eDoctor: machine learning and the future of medicine. *J Intern Med.* 2018;284(6):603–619. doi: 10.1111/joim.12822
3. Vu M.T., Adali T., Ba D., Buzsáki G., Carlson D., Heller K., Liston C., Rudin C., Sohal V.S., Widge A.S., Mayberg H.S., Sapir G., Dzirasa K. A Shared Vision for Machine Learning in Neuroscience. *J Neurosci.* 2018;38(7):1601–1607. doi: 10.1523/JNEUROSCI.0508-17.2018
4. Auger S.D., Jacobs B.M., Dobson R., Marshall C.R., Noyce A.J. Big data, machine learning and artificial intelligence: a neurologist's guide. *Pract Neurol.* 2020;21(1):4–11. doi: 10.1136/practneurol-2020-002688. Epub ahead of print.
5. Vishnu V.Y., Vinny P.W. The Neurologist and Artificial Intelligence: Titans at Crossroads. *Ann Indian Acad Neurol.* 2019;22(3):264–266. doi: 10.4103/aian.AIAN_493_18
6. Pedersen M., Verspoor K., Jenkinson M., Law M., Abbott D.F., Jackson G.D. Artificial intelligence for clinical decision support in neurology. *Brain Commun.* 2020;2(2):fcaa096. doi: 10.1093/braincomms/fcaa096
7. Gooch C.L., Pracht E., Borenstein A.R. The burden of neurological disease in the United States: A summary report and call to action. *Ann Neurol.* 2017;81(4):479–484. doi: 10.1002/ana.24897
8. Wahl B., Cossy-Gantner A., Germann S., Schwalbe N.R. Artificial intelligence (AI) and global health: how can AI contribute to health in resource-poor settings? *BMJ Glob Health.* 2018;3(4):e000798. doi: 10.1136/bmjgh-2018-000798
9. Hassabis D., Kumaran D., Summerfield C., Botvinick M. Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence. *Neuron.* 2017;95(2):245–258. doi: 10.1016/j.neuron.2017.06.011
10. Zhao X., Rangaprakash D., Yuan B., Denney T.S. Jr, Katz J.S., Dretsch M.N., Deshpande G. Investigating the Correspondence of Clinical Diagnostic Grouping With Underlying Neurobiological and Phenotypic Clusters Using Unsupervised Machine Learning. *Front Appl Math Stat.* 2018;4:25. doi: 10.3389/fams.2018.00025
11. Ganapathy K., Abdul S.S., Nursetyo A.A. Artificial intelligence in neurosciences: A clinician's perspective. *Neural India.* 2018;66(4):934–939. doi: 10.4103/0028-3886.236971
12. Varghese J., Niewöhner S., Soto-Rey I., Schipmann-Miletić S., Warneke N., Warnecke T., Dugas M. A Smart Device System to Identify New Phenotypical Characteristics in Movement Disorders. *Front Neurol.* 2019;10:48. doi: 10.3389/fneur.2019.00048
13. Okazaki E.M., Yao R., Sirven J.I., Crepeau A.Z., Noe K.H., Drazkowski J.F., Hoerth M.T., Salinas E., Csernak L., Mehta N. Usage of EpiFinder clinical decision support in the assessment of epilepsy. *Epilepsy Behav.* 2018;82:140–143. doi: 10.1016/j.yebeh.2018.03.018
14. Patel U.K., Anwar A., Saleem S., Malik P., Rasul B., Patel K., Yao R., Seshadri A., Yousufuddin M., Arumathurai K. Artificial intelligence as an emerging technology in the current care of neurological disorders. *J Neurol.* 2021;268(5):1623–1642. doi: 10.1007/s00415-019-09518-3
15. Iturrate I., Chavarriaga R., Millán J.D.R. General principles of machine learning for brain-computer interfacing. *Handb Clin Neurol.* 2020;168:311–328. doi: 10.1016/B978-0-444-63934-9.00023-8
16. Nguyen V., Kunz H., Taylor P., Acosta D. Insights into Pharmacotherapy Management for Parkinson's Disease Patients Using Wearables Activity Data. *Stud Health Technol Inform.* 2018;247:156–160
17. Monje M.H.G., Foffani G., Obeso J., Sánchez-Ferro Á. New Sensor and Wearable Technologies to Aid in the Diagnosis and Treatment Monitoring of Parkinson's Disease. *Annu Rev Biomed Eng.* 2019;21:111–143. doi: 10.1146/annurev-bioeng-062117-121036
18. Juutinen M., Wang C., Zhu J., Haladjian J., Ruokolainen J., Puustinen J., Vehkaoja A. Parkinson's disease detection from 20-step walking tests using inertial sensors of a smartphone: Machine learning approach based on an observational case-control study. *PLoS One.* 2020;15(7):e0236258. doi: 10.1371/journal.pone.0236258
19. Kim H.B., Lee W.W., Kim A., Lee H.J., Park H.Y., Jeon H.S., Kim S.K., Jeon B., Park K.S. Wrist sensor-based tremor severity quantification in Parkinson's disease using convolutional neural network. *Comput Biol Med.* 2018;95:140–146. doi: 10.1016/j.combiomed.2018.02.007
20. Asakawa T., Sugiyama K., Nozaki T., Sameshima T., Kobayashi S., Wang L., Hong Z., Chen S., Li C., Namba H. Can the Latest Computerized Technologies Revolutionize Conventional Assessment Tools and Therapies for a Neurological Disease? The Example of Parkinson's Disease. *Neural Med Chir (Tokyo).* 2019;59(3):69–78. doi: 10.2176/nmc.ra.2018-0045
21. Luis-Martínez R., Monje M.H.G., Antonini A., Sánchez-Ferro Á., Mestre T.A. Technology-Enabled Care: Integrating Multidisciplinary Care in Parkinson's Disease Through Digital Technology. *Front Neurol.* 2020;11:575975. doi: 10.3389/fneur.2020.575975
22. Malik P., Anwar A., Patel U. Expansion of the dimensions in the current management of acute ischemic stroke. *J Neurol.* 2021;268(9):3185–3202. doi: 10.1007/s00415-020-09873-6

23. Chugh C. Acute Ischemic Stroke: Management Approach. *Indian J Crit Care Med*. 2019;23(Suppl 2):S140–S146. doi: 10.5005/jp-journals-10071-23192
24. Tarnutzer A.A., Lee S.H., Robinson K.A., Wang Z., Edlow J.A., Newman-Toker D.E. ED misdiagnosis of cerebrovascular events in the era of modern neuroimaging: A meta-analysis. *Neurology*. 2017;88(15):1468–1477. doi: 10.1212/WNL.0000000000003814
25. Lee E.J., Kim Y.H., Kim N., Kang D.W. Deep into the Brain: Artificial Intelligence in Stroke Imaging. *J Stroke*. 2017;19(3):277–285. doi: 10.5853/jos.2017.02054
26. Mokli Y., Pfaff J., Dos Santos D.P., Herweh C., Nagel S. Computer-aided imaging analysis in acute ischemic stroke – background and clinical applications. *Neurol Res Pract*. 2019;1:23. doi: 10.1186/s42466-019-0028-y
27. Bacchi S., Zerner T., Oakden-Rayner L., Kleinig T., Patel S., Jannes J. Deep Learning in the Prediction of Ischaemic Stroke Thrombolysis Functional Outcomes: A Pilot Study. *Acad Radiol*. 2020;27(2):e19–e23. doi: 10.1016/j.acra.2019.03.015
28. Soun J.E., Chow D.S., Nagamine M., Takhtawala R.S., Filippi C.G., Yu W., Chang P.D. Artificial Intelligence and Acute Stroke Imaging. *AJNR Am J Neuroradiol*. 2021;42(1):2–11. doi: 10.3174/ajnr.A6883
29. Albers G.W., Marks M.P., Kemp S., Christensen S., Tsai J.P., Ortega-Gutierrez S., McTaggart R.A., Torbey M.T., Kim-Tenser M., Leslie-Mazwi T., Sarraj A., Kasner S.E., Ansari S.A., Yeatts S.D., Hamilton S., Mlynash M., Heit J.J., Zaharchuk G., Kim S., Carrozzella J., Palesch Y.Y., Demchuk A.M., Bammer R., Lavori P.W., Broderick J.P., Lansberg M.G.; DEFUSE 3 Investigators. Thrombectomy for Stroke at 6 to 16 Hours with Selection by Perfusion Imaging. *N Engl J Med*. 2018;378(8):708–718. doi: 10.1056/NEJMoa1713973
30. Guerrero R., Qin C., Oktay O., Bowles C., Chen L., Joules R., Wolz R., Valdés-Hernández M.C., Dickie D.A., Wardlaw J., Rueckert D. White matter hyperintensity and stroke lesion segmentation and differentiation using convolutional neural networks. *Neuroimage Clin*. 2017;17:918–934. doi: 10.1016/j.nicl.2017.12.022
31. Kuang H., Najm M., Chakraborty D., Maraj N., Sohn S.J., Goyal M., Hill M.D., Demchuk A.M., Menon B.K., Qiu W. Automated ASPECTS on Noncontrast CT Scans in Patients with Acute Ischemic Stroke Using Machine Learning. *AJNR Am J Neuroradiol*. 2019;40(1):33–38. doi: 10.3174/ajnr.A5889
32. Kim Y.C., Lee J.E., Yu I., Song H.N., Baek I.Y., Seong J.K., Jeong H.G., Kim B.J., Nam H.S., Chung J.W., Bang O.Y., Kim G.M., Seo W.K. Evaluation of Diffusion Lesion Volume Measurements in Acute Ischemic Stroke Using Encoder-Decoder Convolutional Network. *Stroke*. 2019;50(6):1444–1451. doi: 10.1161/STROKEAHA.118.024261
33. Nogueira R.G., Jadhav A.P., Haussen D.C., Bonafe A., Budzik R.F., Bhuva P., Yavagal D.R., Ribo M., Cognard C., Hanel R.A., Sila C.A., Hassan A.E., Millan M., Levy E.I., Mitchell P., Chen M., English J.D., Shah Q.A., Silver F.L., Pereira V.M., Mehta B.P., Baxter B.W., Abraham M.G., Cardona P., Veznedaroglu E., Hellingier F.R., Feng L., Kirmani J.F., Lopes D.K., Jankowitz B.T., Frankel M.R., Costalat V., Vora N.A., Yoo A.J., Malik A.M., Furlan A.J., Rubiera M., Aghaebrahim A., Olivet J.M., Tekle W.G., Shields R., Graves T., Lewis R.J., Smith W.S., Liebeskind D.S., Saver J.L., Jovin T.G.; DAWN Trial Investigators. Thrombectomy 6 to 24 Hours after Stroke with a Mismatch between Deficit and Infarct. *N Engl J Med*. 2018;378(1):11–21. doi: 10.1056/NEJMoa1706442
34. Mendelson S.J., Prabhakaran S. Diagnosis and Management of Transient Ischemic Attack and Acute Ischemic Stroke: A Review. *JAMA*. 2021;325(11):1088–1098. doi: 10.1001/jama.2020.26867
35. Park A., Chute C., Rajpurkar P., Lou J., Ball R.L., Shpanskaya K., Jabarkheel R., Kim L.H., McKenna E., Tseng J., Ni J., Wishah F., Wittber F., Hong D.S., Wilson T.J., Halabi S., Basu S., Patel B.N., Lungren M.P., Ng A.Y., Yeom K.W. Deep Learning-Assisted Diagnosis of Cerebral Aneurysms Using the HeadXNet Model. *JAMA Netw Open*. 2019;2(6):e195600. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2019.5600
36. Powers W.J., Rabinstein A.A., Ackerson T., Adeoye O.M., Bambakidis N.C., Becker K., Biller J., Brown M., Demaerschalk B.M., Hoh B., Jauch E.C., Kidwell C.S., Leslie-Mazwi T.M., Ovbiagele B., Scott P.A., Sheth K.N., Southerland A.M., Summers D.V., Tirschwell D.L.; American Heart Association Stroke Council. 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–e110. doi: 10.1161/STR.0000000000000158. Erratum in: *Stroke*. 2018;49(3):e138. Erratum in: *Stroke*. 2018 Apr 18.
37. Chilamkurthy S., Ghosh R., Tanamala S., Biviji M., Campeau N.G., Venugopal V.K., Mahajan V., Rao P., Warier P. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study. *Lancet*. 2018;392(10162):2388–2396. doi: 10.1016/S0140-6736(18)31645-3
38. Corrias G., Mazzotta A., Melis M., Cademartini F., Yang Q., Suri J.S., Saba L. Emerging role of artificial intelligence in stroke imaging. *Expert Rev Neurother*. 2021;21(7):745–754. doi: 10.1080/14737175.2021.1951234
39. Nielsen A., Hansen M.B., Tietze A., Mouridsen K. Prediction of Tissue Outcome and Assessment of Treatment Effect in Acute Ischemic Stroke Using Deep Learning. *Stroke*. 2018;49(6):1394–1401. doi: 10.1161/STROKEAHA.117.019740
40. Kamal H., Lopez V., Sheth S.A. Machine Learning in Acute Ischemic Stroke Neuroimaging. *Front Neurol*. 2018;9:945. doi: 10.3389/fneur.2018.00945
41. Yeo M., Kok H.K., Kutaiba N., Maingard J., Thijs V., Tahayori B., Russell J., Jhamb A., Chandra R.V., Brooks M., Barras C.D., Asadi H. Artificial intelligence in clinical decision support and outcome prediction – applications in stroke. *J Med Imaging Radiat Oncol*. 2021. doi: 10.1111/1754-9485.13193
42. Zachrisson K.S., Boggs K.M., M. Hayden E., Espinola J.A., Camargo C.A. A national survey of telemedicine use by US emergency departments. *J Telemed Telecare*. 2020;26(5):278–284. doi: 10.1177/1357633X18816112
43. Bat-Erdene B.O., Saver J.L. Automatic Acute Stroke Symptom Detection and Emergency Medical Systems Alerting by Mobile Health Technologies: A Review. *J Stroke Cerebrovasc Dis*. 2021;30(7):105826. doi: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2021.105826
44. Qiu S., Liu L., Zhao H., Wang Z., Jiang Y. MEMS Inertial Sensors Based Gait Analysis for Rehabilitation Assessment via Multi-Sensor Fusion. *Micromachines (Basel)*. 2018;9(9):442. doi: 10.3390/mi9090442
45. Yarossi M., Patel J., Qiu Q., Massoud F., Fluet G., Merians A., Adamovich S., Tunik E. The Association Between Reorganization of Bilateral M1 Topography and Function in Response to Early Intensive Hand Focused Upper Limb Rehabilitation Following Stroke Is Dependent on Ipsilesional Corticospinal Tract Integrity. *Front Neurol*. 2019;10:258. doi: 10.3389/fneur.2019.00258
46. Kim D.S., Lee H.J., Lee S.H., Chang W.H., Jang J., Choi B.O., Ryu G.H., Kim Y.H. A wearable hip-assist robot reduces the cardiopulmonary metabolic energy expenditure during stair ascent in elderly adults: a pilot cross-sectional study. *BMC Geriatr*. 2018;18(1):230. doi: 10.1186/s12877-018-0921-1
47. Singh N., Saini M., Anand S., Kumar N., Srivastava M.V.P., Mehndiratta A. Robotic Exoskeleton for Wrist and Fingers Joint in Post-Stroke Neuro-Rehabilitation for Low-Resource Settings. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2019;27(12):2369–2377. doi: 10.1109/TNSRE.2019.2943005
48. Singh N., Saini M., Kumar N., Srivastava M.V.P., Mehndiratta A. Evidence of neuroplasticity with robotic hand exoskeleton for post-stroke rehabilitation: a randomized controlled trial. *J Neuroeng Rehabil*. 2021;18(1):76. doi: 10.1186/s12984-021-00867-7
49. Jayaraman A., O'Brien M.K., Madhavan S., Mummidisetty C.K., Roth H.R., Hohl K., Tapp A., Brennan K., Kocherginsky M., Williams K.J., Takahashi H., Rymer W.Z. Stride management assist exoskeleton vs functional gait training in stroke: A randomized trial. *Neurology*. 2019;92(3):e263–e273. doi: 10.1212/WNL.00000000000006782
50. Lee H.J., Lee S.H., Seo K., Lee M., Chang W.H., Choi B.O., Ryu G.H., Kim Y.H. Training for Walking Efficiency With a Wearable Hip-Assist Robot in Patients With Stroke: A Pilot Randomized Controlled Trial. *Stroke*. 2019;50(12):3545–3552. doi: 10.1161/STROKEAHA.119.025950



51. Lee S.H., Lee H.J., Shim Y., Chang W.H., Choi B.O., Ryu G.H., Kim Y.H. Wearable hip-assist robot modulates cortical activation during gait in stroke patients: a functional near-infrared spectroscopy study. *J Neuroeng Rehabil.* 2020;17(1):145. doi: 10.1186/s12984-020-00777-0
52. Falco-Walter J. Epilepsy-Definition, Classification, Pathophysiology, and Epidemiology. *Semin Neurol.* 2020;40(6):617–623. doi: 10.1055/s-0040-1718719
53. Bosak M., Słowik A., Kacprzyk R., Turaj W. Implementation of the new ILAE classification of epilepsies into clinical practice – A cohort study. *Epilepsy Behav.* 2019;96:28–32. doi: 10.1016/j.yebeh.2019.03.045
54. Amin U., Benbadis S.R. The Role of EEG in the Erroneous Diagnosis of Epilepsy. *J Clin Neurophysiol.* 2019;36(4):294–297. doi: 10.1097/WNP.0000000000000572
55. Kiral-Kornek I., Roy S., Nurse E., Mashford B., Karoly P., Carroll T., Payne D., Saha S., Baldassano S., O'Brien T., Grayden D., Cook M., Freestone D., Harrer S. Epileptic Seizure Prediction Using Big Data and Deep Learning: Toward a Mobile System. *EBioMedicine.* 2018;27:103–111. doi: 10.1016/j.ebiom.2017.11.032
56. Amengual-Gual M., Ulate-Campos A., Loddenkemper T. Status epilepticus prevention, ambulatory monitoring, early seizure detection and prediction in at-risk patients. *Seizure.* 2019;68:31–37. doi: 10.1016/j.seizure.2018.09.013
57. Jin B., Krishnan B., Adler S., Wagstyl K., Hu W., Jones S., Najm I., Alexopoulos A., Zhang K., Zhang J., Ding M., Wang S.; Pediatric Imaging, Neurocognition, and Genetics Study; Wang Z.I. Automated detection of focal cortical dysplasia type II with surface-based magnetic resonance imaging postprocessing and machine learning. *Epilepsia.* 2018;59(5):982–992. doi: 10.1111/epi.14064
58. Rho J.M., White H.S. Brief history of anti-seizure drug development. *Epilepsia Open.* 2018;3(Suppl 2):114–119. doi: 10.1002/epi4.12268
59. Chen Z., Brodie M.J., Kwan P. What has been the impact of new drug treatments on epilepsy? *Curr Opin Neurol.* 2020;33(2):185–190. doi: 10.1097/WCO.0000000000000803
60. Smolyansky E.D., Hakeem H., Ge Z., Chen Z., Kwan P. Machine learning models for decision support in epilepsy management: A critical review. *Epilepsy Behav.* 2021;123:108273. doi: 10.1016/j.yebeh.2021.108273
61. Wissel B.D., Greiner H.M., Glauser T.A., Holland-Bouley K.D., Mangano F.T., Santel D., Faist R., Zhang N., Pestian J.P., Szczesniak R.D., Dexheimer J.W. Prospective validation of a machine learning model that uses provider notes to identify candidates for resective epilepsy surgery. *Epilepsia.* 2020;61(1):39–48. doi: 10.1111/epi.16398