

Обзоры

ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ДИАГНОСТИКЕ И ЛЕЧЕНИИ НЕВРОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Н.В.Петухова¹, М.П.Фархадов¹, М.В.Замерград^{2,3}, С.П.Грачев⁴

¹ФГБУН Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук 117997, г. Москва, Профсоюзная, 65, стр.1.

²Кафедра неврологии ФГБОУ ДПО «Российская медицинская академия непрерывного профессионального образования» Минздрава России; 125993, г. Москва, ул. Баррикадная, 2/1, стр. 1

³ОСП ФГБОУ ВО «РНИМУ им. Н.И. Пирогова» Минздрава России «РГНКЦ», Москва, ул 1-я Леонова, 16

⁴Кафедра кардиологии ФГБОУ ВО «Московский государственный медико-стоматологический университет имени А.И. Евдокимова» Минздрава России; 109240, Москва, Яузская ул., 11/1

В обзоре представлено краткое описание сверточных нейронных сетей как основного метода обработки цифровых изображений и приведено описание ряда работ, относящихся к диагностированию неврологических заболеваний на основе компьютерного анализа магнитно-резонансной томографии и электроэнцефалографии. Описаны подходы к построению компьютерных систем для помощи врачу неврологу в постановке диагноза и даны примеры диагностических систем. Дано описание технологии виртуальной реальности и примеры ее применения для восстановления пациентов с нарушением равновесия, с посттравматическими расстройствами, с последствиями инсульта. Обсуждается текущее состояние дел и задачи в области цифрового здравоохранения в России и в мире.

Ключевые слова: цифровые технологии; искусственные нейронные сети; виртуальная реальность; компьютерные диагностические системы;

распознавание изображений; эпилепсия; электроэнцефалография; болезнь Альцгеймера; расстройства равновесия; реабилитация.

Контакты: Максим Валерьевич Замерград; zamergrad@gmail.com

Введение

Успехи в области цифровых технологий позволили к настоящему времени создать множество приложений, нашедших применение как в повседневной жизни, так и в самых разных областях науки, в том числе и в медицине. Так, искусственные нейронные сети лежат в основе программно-технических комплексов для распознавания изображений. Математические методы анализа больших данных применяются для обработки и поиска закономерностей в накапливаемых данных, объем которых огромен. Сетевые технологии и реализация концепции интернета вещей позволяют на порядки сократить время передачи информации и обеспечить подключение к сети различных датчиков и приборов.

Потенциал цифровых технологий, искусственного интеллекта, медицинских баз данных, новых математических методов обработки и анализа больших данных начинает все более активно использоваться в медицинской практике: диагностирование онкологических заболеваний на основе компьютерного анализа снимков, обучение и тренинг в хирургии, диагностирование заболеваний глаз по цифровому изображению сетчатки в офтальмологии и т.д.

Статья посвящена обзору основных направлений применения цифровых технологий в неврологической практике. Огромное разнообразие неврологических заболеваний, а также объективные сложности их диагностики позволяют надеяться, что компьютерные системы, основанные на современных методах анализа данных, могут стать эффективными помощниками невролога.

При подготовке обзора проанализированы статьи, опубликованные за последние 5 лет и относящиеся к теме обзора. Наибольшее внимание уделялось обзорным статьям, статьям, содержащим данные об оценке результатов, статьям с описанием оригинальных идей, критическим статьям. Для поиска использовались ключевые слова (на русском и английском языке): лечение и диагностика неврологических заболеваний, нарушение равновесия, восстановление двигательных функций, компьютерные диагностические системы, искусственный интеллект, нейронные сети, сверточные нейронные сети, распознавание изображений, виртуальная реальность, глубокое обучение. Использовались материалы медицинских и технических изданий и конференций.

Компьютерная обработка изображений для постановки диагнозов

Современные инструментальные диагностические системы - компьютерная и магнитно-резонансная томография (МРТ), электроэнцефалография, электронейромиография и др. связаны с производством большого количества изображений и данных, анализ которых выполняется, как правило, вручную. Основная задача компьютерных систем обработки изображений - автоматически обнаруживать отклонения от нормы. Такие системы строятся в основном на искусственных нейронных сетях.

Разработано много реализаций нейронных сетей. Для решения относительно простых задач используются однослойные нейронные сети. В таких сетях входные сигналы попадают на входы искусственных нейронов слоя, каждый из которых обрабатывает поступившие к нему сигналы и выдает результат. Совокупность этих результатов является выходом однослойной сети. Каскады таких сетей образуют многослойные сети. В настоящее время для распознавания изображений чаще всего применяются сверточные нейронные сети (convolutional neural networks). Это многослойные сети, в которых чередуются слои свертки, фильтрующие входные сигналы, и слои пулинга или объединения, реализующие

сокращение размерности. Так, первый слой свертки последовательно, один за другим, обрабатывает все фрагменты исходного изображения величиной, например, 3×3 пикселя и «свертывает» эти фрагменты, формируя результирующий признак, который воспринимается функцией активации, имитирующей реакцию нейрона на поступивший сигнал. Слой пулинга анализирует фрагменты данных из предыдущего слоя размером обычно 2×2 и передает на следующий слой среднее, максимальное или по-другому вычисленное значение. Параметры свертки настраиваются в процессе машинного обучения (тренировки) нейронной сети.

Машинное обучение заключается в том, чтобы на основе машинного анализа загруженных исходных данных настроить параметры нейронной сети таким образом, чтобы в дальнейшем сеть с наибольшей эффективностью выполняла анализ новых данных, поступающих на ее вход.

Существуют два основных метода машинного обучения: обучение с учителем и самообучение. В первом случае для обучения используется набор так называемых размеченных данных, в котором каждый исходный образец содержит информацию о соответствии или несоответствии его норме. Разметка данных требует привлечения экспертов и связана с большими затратами их времени и труда. Самообучение заключается в самостоятельном выявлении программой закономерностей в исходных данных. Однако, самообучение на основе глубокого машинного обучения требует, чтобы количество объектов было очень велико: сотни тысяч и миллионы. Поэтому большинство медицинских систем анализа изображений было обучено на размеченных данных.

Результатом работы сети является многомерный вектор признаков. Он подается на вход классификатора, который в соответствии со своим алгоритмом относит его к той или иной категории (их может быть две или более). Если категорий только две, например, «норма» и «патология», то система отнесет анализируемый снимок к одной из них. Если компьютер обучен различать несколько категорий, то ответом будет

дифференцированный диагноз. Полученный в результате обработки результат будет иметь вероятностный характер: компьютер, как правило, выдает процент своей «уверенности» в результате.

К настоящему времени проведено большое количество исследований, посвященных разработке автоматизированных систем анализа изображений для диагностики эпилепсии, сосудистой деменции, болезни Альцгеймера, аутизма, инсульта, опухолей головного мозга, нарушений сна. Вот несколько примеров.

Компьютерной дифференциальной диагностике нейродегенеративных заболеваний по МРТ посвящена работа Koikkalainen J и др. [1]. В своем исследовании авторы использовали данные о 504 пациентах, которые посещали Альцгеймеровский центр Медицинского центра Амстердамского Свободного университета (Vrije Universiteit Amsterdam) в период с 2004 по 2014 год. Начальное обследование включало анамнез, соматическое, неврологическое и нейропсихологическое обследование, МРТ, лабораторные анализы и люмбальную пункцию. В контрольную группу были включены пациенты с субъективными когнитивными нарушениями. Остальные пациенты образовали четыре группы, соответствующие наиболее распространенным типам деменции: болезнь Альцгеймера, лобно-височная деменция, сосудистая деменция и деменция с тельцами Леви. Были протестированы различные компьютерные методы количественной оценки различных аспектов изображений МРТ: моделирование объемности на основе сегментации в соответствии с атласами; анализ степени атрофии мозговой ткани с использованием воксель-базированной морфометрии; сходство с изображениями базы данных с использованием метода множественного обучения (для нелинейного сокращения размерности) и вероятностных оценок подобия; оценка сосудистых изменений путем сегментации гиперинтенсивностей белого вещества и кортикальных и лакунарных инфарктов. Необходимые для количественного оценивания изображений данные были взяты из атласов базы данных МРТ пациентов с

болезнью Альцгеймера. Использовались изображения 20 здоровых пожилых людей (контрольная группа), 20 пациентов с умеренными когнитивными нарушениями и 20 пациентов с болезнью Альцгеймера. Для каждого изображения была произведена сегментация, содержащая 139 областей. В качестве эталонного изображения в морфометрическом анализе использовался усредненный анатомический шаблон, сформированный из 30 изображений из базы данных.

Классификация заболеваний по группам, выполненная экспертами на основании только визуального анализа МРТ, дала среднюю точность 51,6%. Средняя точность комплексной компьютерной классификации с использованием всех методов количественной оценки составила 69,1%. Лучшим индивидуальным методом количественной оценки оказалась воксель-базируемая морфометрия.

Выполненное исследование показало, что программные методы структурного анализа МРТ могут стать перспективным направлением использования информационных систем в дифференциальной диагностике основных заболеваний, проявляющихся деменцией. Важно также, что программа выдает вычисленные показатели уверенности для каждого из диагнозов, соответствующие вероятности наличия или отсутствия у пациента каждого из четырех заболеваний. Качество анализируемых в исследовании изображений существенно различалось, поскольку отобранные снимки были сделаны в течение почти десятилетнего периода времени и на разной аппаратуре. Использование более однородного набора данных потенциально может улучшить результаты. Но этот опыт показал, что и обычные для клинической практики снимки могут быть проанализированы с надежностью, превосходящей визуальные оценки экспертов.

В статье тех же авторов, опубликованной 2 года спустя [2], сообщается о модификации их разработки. В обновленной системе PredictND обрабатываются не только данные МРТ, но и результаты нейропсихологических тестов и биомаркеры цереброспинальной жидкости.

Средняя точность диагностики при использовании всех источников данных составила 82.3%. Система PredictND в настоящее время тестируется в нескольких европейских клиниках. Важно также, что в ходе тестирования будет накоплен большой объем данных, которые могут быть использованы в дальнейшем для улучшения качества работы системы.

Wang S.H. и др. в своей статье [3] предложили восьмислойную сверточную сеть для выявления болезни Альцгеймера по МРТ. Были протестированы сети с различными видами функций активации и с разными методами пулинга и среди них выбрана сеть с оптимальной структурой. Были использованы данные МРТ 98 пациентов с болезнью Альцгеймера и такого же количества здоровых людей. Недостаточность объема исходных данных была преодолена путем использования метода аугментации - создания для обучения сети дополнительных данных из набора имеющихся изображений. С этой целью используется поворот изображения, масштабирование, зашумление, изменение насыщенности изображения и другие приемы. В работе [4] обсуждаются достоинства и недостатки этого метода и показано, что аугментация может быть эффективно использована при анализе изображений. Созданная в результате сеть из 8 слоев продемонстрировала точность свыше 97%, однако классификация была ограничена двумя классами.

Bilello M. и соавторы [5] создали компьютерную программу, которая оценивает изменения очагов демиелинизации при рассеянном склерозе, происходящие со временем. Программное обеспечение отображает выявленные изменения другим цветом и позволяет пользователю «прокручивать» картинку, создавая эффект объемного изображения мозга. Программа была протестирована на МРТ снимках 98 пациентов и продемонстрировала более высокую точность выявления изменений, чем клиницисты: 87% и 77% соответственно. Среднее время, затрачиваемое компьютером на анализ снимков одного пациента, составило $2,7 \pm 2,2$ минуты.

В статье [6] авторы представляют результаты своей работы по идентификации рассеянного склероза. Исследование было выполнено на основе структуры сверточной сети, описанной в работе Zhang Y-D. и его соавторов [7]. Для повышения эффективности работы системы был применен стохастический пулинг, прореживание сетевой структуры и пакетная нормализация векторов признаков. По результатам тестирования, точность диагностирования была более 98%.

Как показывает обзор публикаций, происходит постоянная модернизация алгоритмов и поиск новых подходов к разработке искусственных нейронных сетей для анализа МРТ, что сопровождается ростом точности работы приложений на их основе.

Другая область, где используются различные математические методы анализа данных - компьютерная обработка электроэнцефалограмм (ЭЭГ) для диагностики эпилепсии и прогнозирования припадков.

Идентификация эпилептического пароксизма по ЭЭГ вручную представляет собой трудоемкую кропотливую работу, особенно в случае продолжительных записей. Было предложено много различных алгоритмов выявления эпилептической активности на ЭЭГ при помощи компьютерной обработки данных. Первые системы строились на простых линейных моделях. В качестве метрики использовались средние значения и дисперсия сигнала, которые рассчитывались для каждого последовательного окна. В статье Liu и др. [8] описана компьютерная система, которая выявляла эпохи ЭЭГ, содержащие пароксизмальную активность, с точностью 91,4 %, хотя сигналы не отличались по спектральным свойствам. В работе [9] для определения начала и окончания припадков по ЭЭГ использовалась модель линейного прогноза. Фильтры линейного прогноза оценивают спектральные характеристики сигнала в стационарном режиме. Если наблюдаются пики или острые волны, ошибка прогнозирования фильтра линейного предсказания возрастает, идентифицируя возможный припадок. Аналогично определяется окончание припадков. Для тестирования были использованы 250

записей, каждая из которых содержала 4096 образцов. Точность классификации была оценена в 92%.

Ряд систем были построены на моделях, анализирующих частотно-временные характеристики ЭЭГ. Tzallas и соавторы [10], используя методы анализа частотно-временных характеристик, получили точность выявления припадков от 89 до 100% на трех различных наборах данных. В последнее время внимание исследователей привлекает методы анализа ЭЭГ, основанные на оценках энтропии. Энтропия является мерой хаоса системы. Высокая энтропия свидетельствует о высокой сложности процессов в исследуемой системе, в то время, как упорядоченное поведение системы характеризуется низкой энтропией. Применительно к анализу сигналов энтропия характеризует нерегулярность, сложность или наоборот предсказуемость, повторяемость сигнала. Во время припадков наблюдается синхронизация активности нейронов в головном мозге, упорядоченность их работы, что резко отличает иктальную фазу от нормального состояния мозга. Предложены различные меры оценки энтропии: энтропия Шеннона, аппроксимированная (ApEn) энтропия, спектральная (SEn) энтропия и ряд других.

Если задачу автоматизированного обнаружения пароксизмальной активности мозга можно считать в основном решенной, то проблема своевременного предсказания, или точнее сказать прогнозирования, припадков остается открытой. Начало работ по анализу сигналов ЭЭГ с целью выявления признаков надвигающегося припадков относится еще к 1970-80 годам. Во многих работах предсказание начала приступа основывалось на вычислении и анализе статистических характеристик сигнала. Mormann F, и др. [11] сравнивали различные характеристики сигналов ЭЭГ, которые предполагалось использовать для обнаружения приближения припадков. Их исследование показало, что многие из предложенных к тому времени идей нуждаются в тщательном статистическом обосновании. В других исследованиях применялись нелинейные методы анализа сигнала,

позволяющие измерить пространственно-временные динамические свойства мозга для разных клинических состояний, что позволяет обнаружить переход от хаотичного состояния мозга в норме к более упорядоченному состоянию во время припадка. В работе [12] авторы основывались на использовании энтропийных мер. Однако наиболее перспективные методы прогнозирования припадков основаны на применении комбинированных подходов к анализу ЭЭГ [13, 14].

Важным вкладом в решение задачи прогнозирования припадка при эпилепсии была работа австралийских исследователей [15], результатом которой была разработка устройства NeuroVista. Эти устройства были имплантированы 11 пациентам. Результативность функционирования устройств у 9 пациентов была на уровне от 65 до 100%. Для двух пациентов устройства оказались неэффективными и были удалены. Имплантированные устройства позволили сделать и сохранить уникальные записи ЭЭГ большой продолжительности, что было практически невозможно до этого времени.

В 2014 году на онлайн платформе Kaggle, специализирующейся на проведении соревнований по анализу данных и машинному обучению (www.kaggle.com), были проведены соревнования по разработке алгоритмов прогнозирования эпилептических припадков. В соревновании приняли участие более 600 команд. Результаты этого соревнования подтвердили возможность создания алгоритмов для успешного предсказания припадков на основании ретроспективного статистического анализа долговременных записей ЭЭГ пациента.

В 2016 году на Kaggle было организовано новое соревнование, в котором использовались данные, записанные с применением устройства NeuroVista в ходе проведения исследований в Университете Мельбурна. По оценкам, результативность новых алгоритмов значительно превосходила предыдущие результаты [16].

Очевидно, однако, что для применения алгоритмов прогнозирования эпилептических припадков на практике требуются приборы с высокой

производительностью процессора и с низким энергопотреблением. Целью исследования, выполненного Kiral-Kornek I. и др. [17], была разработка, внедрение и оценка клинической системы прогнозирования судорог. В своей работе они использовали созданную IBM систему TrueNorth Neurosynaptic System. Чип TrueNorth включает аппаратную нейронную сеть и отличается чрезвычайно низким энергопотреблением, менее 70 мВт при полной нагрузке. Предварительное обучение алгоритмов было выполнено на данных в открытом доступе, в том числе предоставленных Университетом Мельбурна. Пятнадцать пациентов стали участниками проекта. Средняя результативность прогноза оценивается в 69%. Это исследование показало, что глубокое обучение в сочетании с нейроморфным энергоэффективным оборудованием может стать основой для создания носимой, постоянно действующей, ориентированной на пациента системы предупреждения о припадках.

Дальнейшее улучшение качества работы таких систем видится в настоящее время в использовании дополнительных данных, характеризующих физиологические параметры организма человека, которые могут предоставить современные носимые сенсоры, мобильные устройства, видео наблюдение.

Для обучения и тестирования компьютерных разработок могут быть использованы сведения из общедоступных баз данных. Одна из наиболее полных баз данных записей ЭЭГ пациентов с эпилепсией - Европейская база данных PILEPSIAE (<http://www.epilepsy-database.eu>). Она содержит более 250 пакетов аннотированных данных о пациентах с эпилепсией, 50 из которых - внутричерепные записи ЭЭГ с числом каналов до 122. Каждый пакет данных включает записи ЭЭГ продолжительностью в среднем около 150 часов при частотах от 250 до 2500 Гц, а также клиническую информацию о пациенте.

Открыт также доступ к международному облачному исследовательскому portalу эпилепсии и электрофизиологии International

Epilepsy Electrophysiology Portal (<http://www.ieeg.org>), который содержит более 1200 наборов долговременных записей.

Анализ опубликованных результатов исследований, посвященных использованию компьютерной расшифровки изображений в диагностике различных неврологических заболеваний, свидетельствует о быстром развитии этого направления медицины. Тем не менее, следует отметить все же, что значительная часть публикаций описывает разработки, выполненные для решения узких задач и протестированные на ограниченном материале. Кроме того, в большинстве случаев разработанные системы ориентированы на автономный режим работы. Эти ограничения, по-видимому, объясняют пока еще сравнительно невысокую эффективность работы таких систем. Ближайшими задачами разработчиков является создание онлайн-систем обработки изображений, повышение их эффективности, разработка надежных методов многоклассовой классификации, создание баз данных для обучения и тестирования систем.

Компьютерные диагностические системы

Публикаций о действующих диагностических системах в области неврологии немного. Большинство таких систем основаны на использовании знаний опытных врачей и на действующих рекомендациях. М. Joseflok и соавторы [18] проанализировали публикации об экспертных системах в неврологии на PubMed, Mendeley и Google Scholar. Им удалось найти лишь 7 работ, опубликованных на перечисленных порталах до конца 2014 года, которые описывали конкретные системы и содержали оценку их качества. Однако и эти разработки на тот момент не были доведены до внедрения, хотя некоторые из них демонстрировали при тестировании 100% точность в постановке диагноза.

В течение последующих лет ситуация не сильно изменилась. Так, в статье [19] описана система, разрабатываемая авторами для диагностирования болезни Паркинсона, эпилепсии и инсульта. Предполагается, что система будет иметь веб-интерфейс и работать как на

основе решающих правил (rule-based reasoning) и управляемого ввода данных о симптомах в режиме вопрос-ответ, так и на основе поиска прецедентов (case-based reasoning) и ввода данных о конкретном случае.

В статье Gilles Vandewiele [20] рассматривается задача пополнения базы знаний диагностической системы, используя машинное обучение и знания эксперта. Для этой цели автор создал мобильное приложение (<https://play.google.com/store/apps/details?id=be.ugent.chronicals&hl=en>), с помощью которого пациенты могут регистрировать приступы головной боли и медицинские назначения. Мобильное приложение генерирует семантически аннотированные данные, которые могут быть использованы как дополнение к имеющейся базе знаний. Если обнаружены новые «признаки», то они вместе со всей относящейся к ним информацией визуализируются для того, чтобы их мог проанализировать и оценить эксперт-невролог, который принимает решение о включении новых данных в базу знаний. Система пока находится в стадии разработки.

Европейский Союз финансирует международный проект EMBalance, целью которого является разработка системы поддержки решений для диагностики и управления лечением нарушений равновесия [21]. Конечным результатом проекта EMBalance станет интернет-платформа, доступная врачам первичной и вторичной медицинской помощи разных специальностей и с разной степенью подготовки, работающая на нескольких языках.

Другой подход при создании диагностических систем основан на использовании новых математических методов обработки больших данных. Примером такой системы является построенная на суперкомпьютере и оснащенная искусственным интеллектом система IBM Watson for Oncology, для обучения которой использовался постоянно пополняемый архив одного из ведущих онкологических центров Memorial Sloan Kettering Cancer Center (<https://www.mskcc.org/>). Крайне важен не только объем данных, но и их качество. Эти данные должны быть достаточно полными и подробными и включать информацию как о лечении, так и о последующем наблюдении.

Сбор и совместное использование подробных данных о пациентах требует надежных мер обеспечения конфиденциальности. Важный аспект создания и ведения реестра данных – стандартизация вводимой информации. Опыт разработчиков таких реестров показывает, что необходим постоянный аудит качества вводимых данных и соответствия их принятым системам классификации. В работе [22] описывается система Leksell Gamma Knife Registry, предназначенная для облегчения сбора и анализа данных по всем аспектам стереотаксической радиохирургии мозга. Система обеспечивает безопасный ввод и обновление данных через интернет и позволяет клиницистам получать в реальном времени необходимые им сведения. Разработчики надеются, что, хотя их система ориентирована на сбор лишь определенных данных, принципы и методы, положенные в основу их разработки, будут полезны и при создании регистров данных в других областях медицины. К настоящему времени пока еще нет публикаций о системах на основе анализа больших разнородных данных для диагностирования неврологических заболеваний.

Реабилитация

Традиционные методы реабилитации неврологических пациентов дополняются в настоящее время автоматизированными системами, большинство из которых построено на технологии виртуальной реальности. Виртуальная или искусственная реальность – это компьютерное изображение какой-либо среды и имитация воздействия человека на эту среду. Восприятие виртуальной среды и ее реакций на воздействия осуществляется через органы чувств человека, обычно через зрение и слух. Компьютерная реализация реакции среды на воздействия осуществляется в реальном времени, что создает убедительное ощущение реальности происходящего. Основное применение виртуальной реальности – создание компьютерных игр. Однако вот уже несколько лет виртуальная реальность применяется в медицине: обучение и тренинг в хирургии, контроль над болью, терапия функциональных (психогенных), когнитивных и других расстройств.

Больше всего разработок в области применения виртуальной реальности создано для реабилитации пациентов с неврологическими заболеваниями. Основное преимущество этого нового подхода состоит в том, что выполнение упражнений производится перед компьютером, а не в реальной и опасной для пациента среде, что позволяет избежать ненужного риска. Врач может настраивать моделируемую среду в соответствии с состоянием пациента, регулировать трудность упражнений, выполнять измерения, оценивать результаты. Виртуальная реальность может быть использована в ходе лечения специфических нарушений, возникающих в результате черепно-мозговой травмы, при нарушениях памяти, в ходе восстановительного лечения после инсульта.

Постинсультные двигательные нарушения. В статье [23] рассмотрены вопросы проектирования, внедрения и тестирования компьютерных игр для восстановления двигательных функций рук после инсульта.

В системе для физиотерапии [24] было продемонстрировано использование устройства Microsoft Kinect, которое обнаруживает и отслеживает позы и движения пациентов. Система позволяет физиотерапевтам разрабатывать индивидуальные программы физических упражнений для пациентов.

В статье [25] описана система, помогающая пациентам с инсультом восстановить функции парализованной руки. В системе используется специальная перчатка с восьмью датчиками, Microsoft Kinect в качестве датчика 3D-захвата и отслеживания движения руки и виртуальная среда с мультимодальной (визуальной и звуковой) обратной связью. Пациент в ходе выполнения упражнений помогает двигаться парализованной руке с помощью здоровой руки, на которую надета перчатка. Датчики на перчатке измеряют давление пораженной руки на здоровую руку. Связь между датчиками перчатки и компьютером осуществлялась в беспроводном режиме. Фиксировались значения пяти параметров: перемещение, скорость, ускорение, рывки и давление на датчики перчатки. Сравнение этих

параметров с базовыми, измеренными в начале терапии, использовалось для мониторинга процесса реабилитации пациента.

Авторы статьи [26] рассматривают текущее состояние разработок и исследований по реабилитационной телетерапии для улучшения двигательных функций и речи после инсульта и сравнение этих методик с традиционной терапией. Результаты сравнительного анализа показывают, что неврологическая реабилитация моторного и коммуникативного дефицита в домашней среде с помощью телетерапии столь же эффективна, как и обычная реабилитация.

Медицинские приложения на основе виртуальной реальности создаются, как правило, для решения конкретных терапевтических задач, поэтому их практическое применение часто бывает узко направленным и ограничивается временем пребывания пациентов в клинике. Однако создано уже довольно много систем-тренажеров, которые могут использоваться пациентами не только в условиях клиники, но и дома.

Посттравматический стресс и травмы головного мозга

Погружение в виртуальную реальность вот уже несколько лет используется для лечения последствий травм головного мозга и посттравматических стрессовых расстройств, полученных в ходе военных конфликтов и террористических актов. Посттравматические стрессовые расстройства сопровождаются повторными переживаниями травмы, изменением поведения, апатией или перевозбуждением, снижением качества жизни. Новые методы лечения с использованием погружения в виртуальную реальность могут стать более привлекательными для пациентов молодого возраста, чем традиционные методы. Таких пациентов обычно отличает интерес к новым компьютерным технологиям, привлекает игровой характер терапевтических методик и возможность самостоятельных занятий. Системы обеспечивают высокий уровень контроля в течение проведения сеанса за счет измерения психофизиологических маркеров.

A.Rizzo и R. Shilling в статье [27] выполнили обзор разработок, относящихся к применению виртуальной реальности в пролонгированной экспозиционной терапии посттравматических нарушений у ветеранов войн. Одна из первых таких систем описана в [28].

В статье [29] выполнен обзор публикаций по применению виртуальной реальности при лечении посттравматического стресса, в которых имеются статистически обоснованные оценки результатов применения таких систем. Отмечается, что большинство пациентов были удовлетворены включением виртуальной реальности в их лечение. Было показано, что эта методика продемонстрировала по крайней мере не меньшую эффективность, чем традиционные методы.

Недостатки этих систем - высокая стоимость и наличие побочных эффектов от взаимодействия с виртуальной средой: «укачивание», эскапизм, апатия.

Нарушение равновесия

Реабилитационная терапия при нарушениях равновесия состоит из упражнений, которые обучают сенсорные системы «правильно» взаимодействовать с центральной нервной системой.

Во многих клиниках вестибулярная реабилитация осуществляется с помощью систем компании Nintendo, построенных на основе игровой видео-консоли Wii Remote и балансировочной платформы Wii Balance Board.

В статье Fredrik Tjernstro и др. [30] обсуждаются будущие аспекты вестибулярной реабилитации. Авторы отмечают, что старение населения, по крайней мере, в развитых странах, будет сопровождаться возрастанием проблем, связанных с падениями и головокружением. Это означает, что необходимо искать новые недорогие методики лечения и реабилитации этих людей. В первую очередь должна поощряться физическая активность населения. Авторы прогнозируют, что будет появляться все больше приложений для смартфонов, содержащих программы упражнений и

позволяющих осуществлять мониторинг. Гироскоп, встроенный в большинство смартфонов, можно использовать для обратной связи в упражнениях на основе виртуальной реальности, как это делается сейчас на тренажерах, основанных на разработках компании Nintendo. Другой пример уже действующей программы реабилитации при головокружении и расстройствах равновесия — приложение для смартфонов Acare Vertigo, работающее на платформах iOS и Android. Программа содержит комплексы упражнений вестибулярной гимнастики, а также разделы, посвященные подбору диеты при различных вестибулярных заболеваниях.

Мобильные приложения могут использоваться для обучения постуральной обратной связи в реальных жизненных ситуациях. Например, в этих программах может быть применена концепция гео-тегирования, т. е. пациент должен пройти по определенному реальному маршруту, включающему реальные постуральные и сенсорные трудности для него, которые он должен преодолеть. Приложения также имеют то преимущество, что в них легко реализуется мониторинг прогресса у пациента или его отсутствие. Стоимость таких приложений невелика.

Заключение

Несмотря на быстрое развитие в последние десятилетия информационных и компьютерных систем, цифровые технологии находятся все еще на начальном этапе своего применения в медицине. Это объясняется существованием недоверия к новым технологиям в области здравоохранения со стороны как населения, так и медицинских работников. Вызывают также опасения вопросы безопасности данных и этики. Однако ситуация быстро меняется. Цифровизация информации, новые методы анализа больших данных, использование результатов этого анализа, доступность интернета и мобильных приложений – все это атрибуты формирующейся цифровой экономики, в которой возможности инновационных технологий используются всем обществом, и у всех членов общества, от отдельных людей до государства, формируются новые цифровые навыки.

Изменения касаются и систем здравоохранения. Цифровизация медицины — одно из приоритетных направлений развития отечественной медицины. Цифровое здравоохранение основано на сборе, хранении и обработке больших объемов медицинских данных для принятия обоснованных решений на разных уровнях, на применении высокотехнологичных методов диагностики, лечения, реабилитации, контроля физиологических параметров, на постепенном переходе к превентивной и персонифицированной медицине. Цифровые технологии должны также обеспечивать помощь врачу, предоставляя ему необходимые справочные сведения, облегчая работу по заполнению медицинских карт, используя возможности систем поддержки врачебных решений.

Многие крупные IT компании – IBM, Google, Microsoft, Яндекс участвуют в масштабных проектах, связанных с медициной. Компания Intel совместно с Oregon Health and Science University в 2015 году запустили совместный проект Collaborative Cancer Cloud - облачную платформу для сбора и надежного хранения частных медицинских данных, которые могут быть использованы для исследования рака. В настоящее время Intel намерена открыть облачную сеть для других учреждений, в том числе работающих над лечением таких заболеваний, как болезнь Паркинсона. Наряду с крупными фирмами, медицинские разработки предлагают сотни небольших компаний, и эти продукты часто оказываются весьма востребованными.

Перевод медицинских данных, представленных чаще всего в аналоговой форме, в цифровой формат является трудной и затратной задачей, сопряженной к тому же с возможной потерей важной информации, но другого пути сейчас нет, поскольку новые технологии и математические методы развиваются в области цифровых данных. Как отмечают ученые группы JASON [31], возможно, что в будущем вычислительная техника претерпит фундаментальные изменения, перейдя от цифры к образу, но уйдет на это 50 или 100 лет. До наступления такого перехода необходимо в

полном объеме использовать потенциал применения цифровых технологий и искусственного интеллекта в здравоохранении.

Мировой опыт показывает, что неврология может использовать и уже использует цифровые технологии в ряде своих областей. Для успешного внедрения этих технологий в другие ее области необходимо сотрудничество врачей и специалистов информационных технологий. Требуется обучение медицинского персонала в части информационных технологий, финансирование научных медицинских исследований, нацеленных на разработку проектов с использованием цифровых технологий, а также энтузиазм и энергия медиков, математиков и программистов в совместной работе над этими новыми, интересными и перспективными проектами.

Литература

1. Koikkalainen J., Rhodius-Meester H., Tolonen A., Barkhof F., Tijms B., Lemstra A.W. et al. Differential diagnosis of neurodegenerative diseases using structural MRI data. *NeuroImage Clin* 2016; 11: 435–49.
2. Tolonen A., Rhodius-Meester H.F.M., Bruun M., Koikkalainen J., Barkhof F., Lemstra A.W. et al. Data-Driven Differential Diagnosis of Dementia Using Multiclass Disease State Index Classifier. *Front Aging Neurosci.* 2018; 10:111. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2018.00111>.
3. Wang S.H., Phillips P., Sui Y., Liu B., Yang M., Cheng H. Classification of Alzheimer's Disease Based on Eight-Layer Convolutional Neural Network with Leaky Rectified Linear Unit and Max Pooling. *J Med Syst.* 2018 26;42(5):85. doi: 10.1007/s10916-018-0932-7.
4. Wong S.C., Gatt A., Stamatescu V., McDonnell M. D. Understanding data augmentation for classification: when to warp? in International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA) (Gold Coast, QLD: 2016; 1–6.

5. Bilello M., Arkuszewski M., Nucifora P., Nasrallah I., Melhem E.R., Cirillo L., Krejza J. Multiple sclerosis: identification of temporal changes in brain lesions with computer-assisted detection software. *Neuroradiol J.* 2013; 26 (2):143-50.
6. Wang S., Tang C., Sun J., Yang J., Huang C., Phillips P., Zhang Y. Multiple Sclerosis Identification by 14-Layer Convolutional Neural Network With Batch Normalization, Dropout, and Stochastic Pooling. *Front Neurosci.* 2018; 12: 818 doi: 10.3389/fnins.2018.00818.
7. Zhang Y-D., Pan C., Sun J., Tang C. Multiple sclerosis identification by convolutional neural network with dropout and parametric ReLU. *J. Comput. Sci.* 2018; 28:1–10. DOI: 10.1016/j.jocs.2018.07.003.
8. Liu A., Hahn J.S., Heldt G.P., Coen R.W. Detection of neonatal seizures through computerized EEG analysis. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* 1992; 82(1):30-7.
9. Altunay S., Telatar Z., Erogul O. Epileptic EEG detection using the linear prediction error energy. *Expert Syst Appl.* 2010; 37 (8):5661–5665.
10. Tzallas A.T., Tsipouras M.G., Fotiadis D.I. Epileptic seizure detection in EEGs using time-frequency analysis. *IEEE Trans Inf Technol Biomed.* 2009; 13(5):703–710.
11. Mormann F., Kreuz T., Rieke C., Andrzejak R.G., Kraskov A., David P. et al. On the predictability of epileptic seizures. *lin Neurophysiol* 2005; 116 (3):569–587.
12. Zandi A.S., Dumont G.A., Javidan M., Tafreshi R. An entropy-based approach to predict seizures in temporal lobe epilepsy using scalp EEG. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2009:228–231.
13. Giannakakis G., Sakkalis V., Padiaditis M., Tsiknakis M. Methods for Seizure Detection and Prediction: An Overview Modern Electroencephalographic Assessment Techniques. *Neuromethods* 2014; vol. 91, 131-157,
14. Ulate-Campos A., Coughlin F., Gaínza-Lein M., Fernández I.S., Pearl P.L., Loddenkemper T. Automated seizure detection systems and their effectiveness for each type of seizure. *Seizure* 2016; vol. 40, 88-101.

15. Cook M.J., O'Brien T.J., Berkovic S.F., Murphy M., Morokoff A., Fabinyi G. et al. Prediction of seizure likelihood with a long-term, implanted seizure advisory system in patients with drug-resistant epilepsy: a first-in-man study. *Lancet Neurol* 2013; 12: 563 – 71.
16. Stacey W.C. Seizure Prediction Is Possible—Now Let's Make It Practical. *EBioMedicine*. 2018 Jan; 27: 3–4. doi: 10.1016/j.ebiom.2018.01.006.
17. Kiral-Kornek I., Roy S., Nurse E., Mashford B., Karoly P.J., Carroll T. et al. Epileptic seizure prediction using big data and deep learning: toward a mobile system. *EBioMedicine*. 2018; 27:103–111.
18. Josefiok M., Krahn T., Sauer J. A Survey on Expert Systems for Diagnosis Support in the Field of Neurology,” in *Intelligent Decision Technologies - Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Decision Technologies (IDT'2015)*, R. J. Howlett and L. C. Jain, Eds. Springer, 2015, 1-10.
19. Bilgi N.B., Wali G.M., Mense A., Takkekar P., Yaddi B., Patil S.. Symptomatic Decision Support System for Neurological Disorders. *BRAIN* 2017; vol 8, is. 4: 5-16. <https://www.edusoft.ro/brain/index.php/brain/article/viewFile/722/806>.
20. Vandewiele G.. Enhancing white-box machine learning processes by incorporating semantic background knowledge. *The Extended Semantic Web Conference* 2017: 267-78. <https://biblio.ugent.be/publication/8537055/file/8537057.pdf>
21. Rammazzo L., Kikidis D., Anwer A., Macdonald N., Kyrodimos E., Maurer C. et al.. EMBalance - validation of a decision support system in the early diagnostic evaluation and management plan formulation of balance disorders in primary care: study protocol of a feasibility randomised controlled trial. *Trials*. 2016; 17(1): 435. Published online 2016 Sep 5. doi: 10.1186/s13063-016-1568-x.

22. Kondziolka D., Cooper B.T., Lunsford L.D., Silverman J. Development, implementation, and use of a local and global clinical registry for neurosurgery. *Big Data* 2015; 3(2):80-9
23. Rodriguez-de-Pablo C.1., Perry J.C., Cavallaro F.I., Zabaleta H., Keller T. Development of computer games for assessment and training in post-stroke arm telerehabilitation. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2012:4571-4. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346984.
24. Gal N., Andrei D., Nemeş D.I., Nădăşan E., Stoicu-Tivadar V. A Kinect based intelligent e-rehabilitation system in physical therapy.. *Health Technol Inform.* 2015; 210:489-93.
25. Hoda M., HodaY., Alamri A., Hafidh B., Saddik A.E. A Novel Study on Natural Robotic Rehabilitation Exergames Using the Unaffected Arm of Stroke Patients. *International Journal of Distributed Sensor Networks.* Vol. 2015; Article ID 590584, 8 pages <https://doi.org/10.1155/2015/590584>.
26. Keidel M, Vauth F, Richter J, Hoffmann B, Soda H, Griewing B, Scibor M. Home-based telerehabilitation after stroke. *Nervenarzt.* 2017;88(2):113-119. doi: 10.1007/s00115-016-0275-x.
27. Rizzo A.S., Shilling R. Clinical Virtual Reality tools to advance the prevention, assessment, and treatment of PTSD. *Eur J Psychotraumatol.* 2017; 8(sup5): 1414560. doi: 10.1080/20008198.2017.1414560.
28. Rothbaum B. O., Hodges L., Ready D., Graap K., Alarcon R. (2001). Virtual reality exposure therapy for Vietnam veterans with posttraumatic stress disorder. *The Journal of Clinical Psychiatry*, 2001; 62, 617–22.
29. Botella C., Serrano B., Baños R. M., Garcia-Palacios A. Virtual reality exposure-based therapy for the treatment of post-traumatic stress disorder: a review of its efficacy, the adequacy of the treatment protocol, and its acceptability. *Neuropsychiatr Dis Treat.* 2015; 11: 2533–45.
30. Tjernstro F., Zur O., Jahn K. Current concepts and future approaches to vestibular rehabilitation. *J Neurol* 2016; 263 (Suppl 1): 65–70.

31. JASON: Artificial Intelligence for Health Care 2017.
https://www.healthit.gov/sites/default/files/jsr-17-task-002_aiforhealthandhealthcare12122017.pdf