

КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ КЛИНИЧЕСКИХ ДАННЫХ В СТРУКТУРЕ ПРИНЯТИЯ ВРАЧЕБНОГО РЕШЕНИЯ

Н.В. Лавриненко¹, Д.А. Гуляев^{2,3}, В.А. Мануковский³

¹ГБУЗ «Клиническая больница скорой медицинской помощи»; Россия, 170024 Тверь, ул. М. Конева, 71;

²ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр им. В.А. Алмазова» Минздрава России;
Россия, 191104 Санкт-Петербург, ул. Маяковского, 12;

³ФГБОУ ВО «Северо-Западный государственный медицинский университет им. И.И. Мечникова» Минздрава России;
Россия, 191015 Санкт-Петербург, ул. Кирочная, 41

Контакты: Дмитрий Александрович Гуляев spb.gda@yandex.ru

Практикующий врач в своей повседневной деятельности сталкивается с проблемами принятия решений в условиях неопределенности, обилия разнородной информации о больном. Вопросы диагностики, определение ведущих модальностей ведения пациента связаны с необходимостью качественного прогнозирования течения заболевания, расчета рисков развития осложнений и неблагоприятного исхода, что особенно проблематично в условиях экстренной службы. Человеческий мозг значительно уступает современным компьютерам в вычислительной мощности, однако он способен моментально интерпретировать информацию и анализировать ее, кроме того, он способен обучаться, формировать представления, делать выводы. Попытка объединения вычислительной мощности и интуитивного анализа, свойственного человеческому мозгу, нашла отражение в построении компьютерных программ на основе нейронных сетей. Вместе с развитием информационных технологий, разработкой новых конфигураций нейросетей и принципов их обучения открываются все большие возможности их использования в сфере решения слабоструктурированных задач, с которыми сталкивается врач в своей повседневной практике.

Ключевые слова: нейросеть, система поддержки принятия врачебных решений, клинический диагноз, когнитивный анализ

Для цитирования: Лавриненко Н.В., Гуляев Д.А., Мануковский В.А. Когнитивный анализ клинических данных в структуре принятия врачебного решения. Нейрохирургия 2021;23(4):121–5. DOI: 10.17650/1683-3295-2021-23-4-121-125.

Decision support technology for clinical data cognitive analysis

N. V. Lavrinenko¹, D. A. Gulyaev^{2,3}, V. A. Manukovskiy³

¹Clinical Emergency Hospital; 71 M. Koneva St., Tver 170024, Russia;

²V. A. Almazov National Medical Research Center; 12 Mayakovsky St., St. Petersburg 191104, Russia;

³North-Western State Medical University named after I. I. Mechnikov; 41 Kirochnaya St., St. Petersburg 191015, Russia

Contacts: Dmitry Aleksandrovich Gulyaev spb.gda@yandex.ru

A practicing physician is faced with decision-making problems in uncertainty terms in his daily activities such as a lot of different information about the patient. Diagnostic issues, identification of patient management leading modalities is associated with the demand for high-quality prognosis of the disease course, calculating the risks of complications and adverse outcomes that especially problematic in emergency situations. The human brain is significantly surrender to modern computers in processing power, but it is able to instantly interpret information and analyze it, and also it is able to learn, form ideas, make conclusions. Attempt of association both the computational power and human brain intuitive analysis was reflected in the construction of computer programs based on the "Neural networks". Together with the information technology development, the design of new neural networks configurations, and their training principles, its chances turn up in the physician daily activity decision making sphere.

Key words: neural network, decision support technology, DST, clinical diagnosis

For citation: Lavrinenko N. V., Gulyaev D. A., Manukovskiy V. A. Decision support technology for clinical data cognitive analysis. Neyrokhirurgiya = Russian Journal of Neurosurgery 2021;23(4):121–5. (In Russ.). DOI: 10.17650/1683-3295-2021-23-4-121-125.

ВВЕДЕНИЕ

Вопросы диагностики и определения ведущих модальностей ведения пациента связаны с необходимостью качественного прогнозирования течения заболевания, расчета рисков развития осложнений и неблагоприятного исхода, что особенно проблематично в условиях экстренной службы. Кроме того, работа врача связана с необходимостью принятия сложных решений в постоянно меняющихся условиях и зачастую при ограниченных ресурсах. Проблемы маршрутизации, работы санитарной авиации, недостаточность диагностического оснащения стационаров на разных этапах медицинской эвакуации, недостаток квалифицированного персонала, обученного работать со сложной медицинской техникой, отсутствие единого подхода к лечебно-диагностическим мероприятиям — все это делает процесс принятия решений, касающихся конкретного больного, более сложным и ведет к росту числа ошибок [1, 2].

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ ДИАГНОЗА И ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ В МЕДИЦИНСКОЙ ПРАКТИКЕ

Как показывает практика, врач не использует весь объем поступающей информации о больном в процессе принятия решений, выделяя наиболее важные факторы и факторы второстепенные, оказывающие малое влияние на этот процесс или не оказывающие его вовсе. Это связано с особенностями человеческого восприятия, анализа информации и синтеза ответной реакции. Несмотря на то что человеческий мозг значительно уступает современным компьютерам в вычислительной мощности, функционально и своей сложностью устройства он превосходит все существующие в настоящее время компьютерные системы. Он способен моментально интерпретировать информацию, получаемую от органов чувств, и анализировать ее, кроме того, он способен обучаться, обобщать информацию, формировать представления и делать выводы. Информация при этом организуется не простым суммированием ее частей, а группировкой признаков и факторов в кластеры, структура которых, а также вес каждого из них определяются поставленной задачей; а интерпретация части информации зависит от целого. Подобное устройство оказалось наиболее приспособленным для обработки информации, представленной разнородными, неоднозначными, неточными данными при постоянно меняющихся условиях, и поступления новых данных [2, 3].

Таким образом, в процессе принятия решения врач идет от общего представления о патологии к частной клинической картине конкретного больного, выделяя группы факторов, которые будут учитываться в первую очередь, и факторы, которые могут не учитываться вовсе, беря во внимание реалии, в которых это решение будет приниматься. Однако в современных условиях

постоянного обновления научных данных, развития диагностического инструментария на первый план будет выходить именно недостаток вычислительной мощности человеческого мозга. Учесть все данные, поступающие от лабораторных и инструментальных методов исследования, правильно их интерпретировать, учесть все возможные воздействия факторов на течение заболевания, а также их взаимодействия между собой становится крайне сложной, а порой невыполнимой задачей [1–3].

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СТРУКТУРЕ ПРИНЯТИЯ ВРАЧЕБНОГО РЕШЕНИЯ

Одним из решений данной проблемы является внедрение IT-технологий в виде экспертных систем поддержки принятия решений на базе нейронных сетей. Эти системы призваны оказывать помощь врачу в решении слабо структурированных задач, к которым относятся прогнозирование течения заболевания и рисков развития осложнений, оптимизация консервативной терапии, выставление показаний к оперативному лечению, выбор его способа и др. Преимуществом нейронной сети является ее способность работать с большими массивами многомерных, нелинейных, порой неточных и противоречивых данных клинических и лабораторно-инструментальных методов исследования, оценивать результаты лечения, вносить коррективы с учетом постоянно меняющихся условий в режиме реального времени. Нейронная сеть оптимизирует работу в тех ситуациях, когда задачу невозможно однозначно сформулировать (к примеру, в числовой форме) и нет однозначного алгоритма действия.

Одна из первых попыток создания вычислительной системы, в основе работы которой лежат принципы взаимодействия нейронов головного мозга, принадлежит W.S. McCulloch и соавт. [4]. Эта работа положила начало развитию таких направлений, как системный, когнитивный анализ данных, и сформулировала основные принципы построения нейронных сетей, которые остаются актуальными в настоящее время.

Структурно-функциональной единицей искусственной нейронной сети является ячейка, представляющая собой имитацию биологического нейрона. Она имеет свои входы, через которые информация поступает извне или от других нейронов. Тело нейрона — сама ячейка, в которой поступающая информация обрабатывается в соответствии с функцией, заданной исследователем. Выходной путь — искусственный аксон, подающий обработанную информацию на выход всей нейронной сети или в нейрон следующего слоя. Такой искусственный нейрон обладает группой связей — синапсов, посредством которых осуществляются связи с другими ячейками нейронной сети и, в зависимости от характера сигнала, оказывается активирующее или тормозящее действие на нейроны других

слоев. В зависимости от выполняемых функций все элементы нейронной сети организованы в слои. Входной слой имеет только один вход от внешней среды. Обработки информации в нем не происходит. Выходной слой — группа нейронов, выдающих суммарную информацию, являющуюся откликом всей нейронной сети в ответ на данные, поступившие во входной слой. Обработка информации происходит в так называемом скрытом слое. Если входной и выходной слои являются однослойными, количество слоев искусственных нейронов скрытого слоя может быть различным. Обработка информации в скрытых слоях происходит благодаря активационной функции, которую задает проектировщик. Элементарным примером может служить бинарная функция. Активации нейрона и передаче информации в следующий слой будет соответствовать цифра 1 (либо ответ «да»), торможению или отсутствию отклика — цифра 0 (либо ответ «нет») [1].

В настоящее время спроектированы нейронные сети с различными типами взаимодействий между нейронами как разных слоев, так и внутри одного слоя. При разработке архитектуры модели определяются число входных нейронов, скрытых слоев и нейронов в каждом скрытом слое, количество выходных нейронов, активационная функция каждого из нейронов, вес каждого соединения в структуре всей сети. Как уже было сказано, увеличение числа слоев и количества связей между ними и нейронами, т.е. ее усложнение, не делает сеть лучше или хуже. Простейшая нейронная сеть в рамках поставленной задачи может показать себя гораздо лучше сетей глубокого машинного обучения [2, 5].

Способность моделировать процессы на основе разнородных, неточных данных, а также способность к обучению на основании этих данных и полученных результатов позволяют нейронным сетям решать масштабные задачи, относящиеся к категории трудноразрешимых. Однако на настоящий момент не существует нейронных сетей, способных решать комплексные задачи при автономной работе. Подобные задачи разбиваются на ряд более простых, решение которых предоставляют нейронным сетям, но конечную компиляцию проводит исследователь. Потому нейронная сеть не является заменой человека, а представляет собой систему, обрабатывающую информацию посредством иных принципов, нежели привычные нам компьютерные системы.

Использование нейронных сетей в рамках медицинских информационных систем и разработка на их базе систем поддержки принятия решений — одно из перспективных и интенсивно развивающихся направлений. В настоящее время мировой рынок насчитывает более 250 экспертных компьютерных систем, в том числе на базе нейронных сетей, которые используются в медицинских учреждениях. Экспертные системы на базе нейронных сетей благодаря мощ-

ному аналитическому аппарату активно используются в научной деятельности для сравнительного анализа больших массивов данных, поиска скрытых закономерностей, моделирования процессов и явлений. Программное обеспечение обладает понятным и удобным интерфейсом и интуитивным управлением, позволяющим использовать его даже начинающему пользователю.

Наиболее эффективно нейронные сети решают задачи диагностики заболеваний, прогнозирования их течения и рисков развития осложнений, определения ведущих модальностей лечения и профилактики. Разработка автоматизированных систем диагностики вкупе с системами распознавания образов и изображений позволяет анализировать данные компьютерной, магнитно-резонансной томографии, рентгенологические снимки, проводить цитологический и гистологический анализы биологического материала, расшифровывать электрокардио- и электроэнцефалограммы, результаты лабораторных методов исследования. Сопоставляя эти данные с результатами осмотра, анамнезом, жалобами больного, системы поддержки принятия решений на базе нейронных сетей становятся серьезным подспорьем в решении сложных диагностических задач. Одной из первых подобных систем, внедренных в практику, была нейронная сеть, разработанная в 1990 г. Вильямом Бакстом из Калифорнийского университета [6]. Она была создана для распознавания инфаркта миокарда на основании 20 клинических параметров у больных, поступающих в приемный покой с острой загрудинной болью.

Перспективным является использование нейронных сетей для анализа ядерно-магнитно-резонансных изображений при выявлении полипов толстого кишечника [7], солидных образований легких [8], дифференцировки элементов костной ткани при рентгенографии [6], выявления и дифференциальной диагностики различных видов рака кожи на основе цифровой фототомографии [9]. В 2018 г. L.J. Мена и соавт. представили разработанный носимый электрокардиограф-монитор с использованием трехслойной нейросети для автоматической классификации полученных данных, обладающий согласно проведенным испытаниям точностью до 97 % [10]. Системы поддержки принятия решений на базе нейронных сетей представляют особую ценность в случаях, когда полученные в результате диагностического поиска данные неоднозначны, имеют пограничные значения, что затрудняет постановку правильного диагноза и выработку адекватной стратегии ведения.

В 2014 г. L.K. Toney и соавт. представили нейронную сеть, которая служит для определения злокачественности изменений в лимфатических узлах при дифференциальном диагнозе немелкоклеточного рака легких на основании данных позитронно-эмиссионной и компьютерной томографии [11]. При обучении

сети использовались данные пациентов с доказанными на основании биопсии диагнозом и стадией. Точность определения стадии N составила 99,2 %.

Оценка прогнозов течения заболевания и рисков развития осложнений является одним из важнейших этапов разработки стратегии ведения больного. Нейронная сеть позволяет учесть в процессе принятия решения весь массив информации о пациенте, предлагая варианты лечения. Большое количество информации о применении нейросетей существует в диабетологии. Примером может служить система, разработанная Н. Hirose и соавт. в 2011 г. [12], которая на основании ряда клинических параметров, включая определение адипонектина в сыворотке крови и индекса резистентности к инсулину, прогнозировала вероятность развития метаболического синдрома. Чувствительность метода на основании данных исследований составила 93 %. В этом же году Р.А. Andersson и соавт. представили модель нейронной сети, предназначенную для раннего прогнозирования тяжести течения острого панкреатита, которая показала более высокую клиническую эффективность по сравнению со стандартными применяемыми критериями (APACHE II). Чувствительность метода составила 75 % [13].

Р. Narain R. и соавт. в 2016 г. в своем исследовании представили нейронную сеть, предназначенную для оценки рисков развития сердечно-сосудистых заболеваний [14]. Для ее обучения использовались данные 5209 пациентов. В работе указано, что точность оценки рисков составила 98,6 %.

В 2018 г. А. Мауер и соавт. представили исследование, в котором изучалась возможность применения сложных нейронных сетей для прогнозирования осложнений в послеоперационном периоде у больных, перенесших кардиохирургические вмешательства на открытом сердце [15]. Результаты исследования показали, что использование методов глубокого машинного обучения способно улучшить прогнозы для послеоперационных кровотечений на 29 %, для смертности от почечной недостаточности на 24 % по сравнению с существующими прогностическими моделями SAPS II, APACHE II.

Одной из важнейших функций использования медицинских информационных систем является распространение медицинских знаний и передового опыта. При отсутствии врачей соответствующей специализации обученная нейронная сеть позволяет минимизировать вероятность ошибки и назначить адекватное лечение согласно мировым стандартам. Примером такой работы может служить использование известной

нейросети «Dr. Watson» [3], созданной для нужд онкологии в одной из больниц Улан-Батора (Монголия), где нет онкологов. При отсутствии онкологической службы использование этой системы позволяет пациентам получать лечение в соответствии с передовым клиническим опытом.

Использование нейросетей в медицине не ограничивается вопросами только врачебной практики. Перспективными являются направления маршрутизации, логистики, материального обеспечения медицинских учреждений. Например, оперативный анализ заболеваемости, эпидемической обстановки может предсказать изменение заболеваемости, обращаемости пациентов в стационар и на основании этих данных корректировать использование ресурсов, вносить изменения в график закупок оборудования и расходных материалов, осуществлять более качественное управление персоналом [1].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Накопление большого объема знаний по каждой нозологии, развитие диагностического инструментария, создающего большой поток информации о каждом больном, приводят к серьезным проблемам в обработке полученных данных. Использование нейронных сетей в составе медицинских информационных систем является перспективным направлением в решении подобного рода задач. Основываясь на передовых достижениях медицинской науки, оно позволяет облегчить, структурировать, ускорить работу с пациентами не только в крупных центрах, но и отдаленных поселениях, обеспечивая единые подходы и преемственность оказания медицинской помощи [5]. Нейронная сеть, обученная на большом количестве клинических примеров, позволяет улучшить качество медицинской помощи за счет персонифицированного подхода к каждому пациенту, прогнозируя течение заболевания и развитие осложнений. Благодаря способности обрабатывать огромное количество данных, выявлять скрытые закономерности и самостоятельно формулировать гипотезы современные информационные технологии могут внести неоценимый вклад в развитие медицинской науки [3].

В настоящее время использование нейронных сетей активно внедряется в медицинских учреждениях по всему миру. Вместе с развитием информационных технологий, разработкой новых конфигураций нейросетей, принципов их обучения открываются все большие возможности их использования в сфере решения слабоструктурированных задач, с которыми врач сталкивается в своей повседневной практике.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Святочевский П.А., Гуляев Д.А., Орлов В.Н. и др. Исследование динамики хирургической активности в отношении гипертензивных внутримозговых гематом с помощью математического моделирования на примере Республики Чувашия. Саратовский научно-медицинский журнал 2019;15(2):308–12. [Svyatochevsky P.A., Gulyaev D.A., Orlov V.N. et al. Investigation of the dynamics of surgical activity in relation to hypertensive intracerebral hematomas using mathematical modeling on the example of the Republic of Chuvashia. Saratovskiy nauchno-meditsinskiy zhurnal = Saratov Scientific and Medical Journal 2019;15(2):308–12. (In Russ.)].
2. Старков Е.Ф. Система поддержки принятия решений в медицине. Вестник новых медицинских технологий 2006;13(2). [Starkov E.F. Decision support system in medicine. Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy = Bulletin of New Medical Technologies 2006;13(2). (In Russ.)].
3. Гусев А.В. Перспективы нейронных сетей и глубокого машинного обучения в создании решений для здравоохранения. Искусственный интеллект в здравоохранении 2017(3):92–106. [Gusev A.V. Prospects of neural networks and deep machine learning in creating solutions for healthcare. Iskusstvennyy intellekt v zdravookhraneni = Artificial intelligence in healthcare 2017(3):92–106. (In Russ.)].
4. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bull Math Biophys 1943;5:115–33. DOI: 10.1007/BF02478259.
5. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Богданов К.В. и др. Диагностика и прогнозирование течения заболеваний сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей. Медицинская техника 2013(3):42–4. [Yasnitskiy L.N., Dumler A.A., Bogdanov K.V. et al. Diagnosis and prediction of the course of diseases of the cardiovascular system based on neural networks. Meditsinskaya tekhnika = Medical equipment 2013(3):42–4. (In Russ.)].
6. Christopher J.J., Ramakrishnan S., Sangeetha S. Wavelet based qualitative assessment of femur bone strength using radiographic imaging. International Journal of Computer and Information Engineering 2008;2(5):1407–10. DOI: 10.5281/zenodo.1074675.
7. Kilic N., Ucan O.N. Colonic polyp detection in CT colonography with fuzzy rule based 3D template matching. J Med Syst 2009;33(1):9–18. DOI: 10.1007/s10916-008-9159-3.
8. Chen H., Xu Y., Ma Y. et al. Neural network ensemble-based computer-aided diagnosis for differentiation of lung nodules on CT images: clinical evaluation. Acad Radiol 2010;17(5):595–602. DOI: 10.1016/j.acra.2009.12.009.
9. Salah B., Alshraideh M., Beidas R. et al. Skin cancer recognition by using a neuro-fuzzy system. Cancer Informatics 2011;10(2):1–11. DOI: 10.4137/CIN.S5950.
10. Mena L.J., Félix V.G., Ochoa A. et al. Mobile personal health monitoring for automated classification of electrocardiogram signals in elderly. Comput Math Methods Med 2018(5):e912805. DOI: 10.1155/2018/9128054 e912805.
11. Toney L.K., Vesselle H.J. Neural networks for nodal staging of non-small cell lung cancer with FDG PET and CT: importance of combining uptake values and sizes of nodes and primary tumor. Radiology 2014;270(1):91–8. DOI: 10.1148/radiol.13122427.
12. Hirose H., Takayama T., Hozawa S. et al. Prediction of metabolic syndrome using artificial neural network system based on clinical data including insulin resistance index and serum adiponectin. Comput Biol Med 2011;41(11):1051–6. DOI: 10.1016/j.combiomed.2011.09.005.
13. Andersson B., Andersson R., Ohlsson M. et al. Prediction of severe acute pancreatitis at admission to hospital using artificial neural networks. Pancreatol 2011;11(3):328–35. DOI: 10.1159/000327903.
14. Narain R., Saxena S., Goyal A.K. Cardiovascular risk prediction: a comparative study of Framingham and quantum neural network based approach. Patient Prefer Adherence 2016(10):1259–70. DOI: 10.2147/PPA.S108203.
15. Mayer A., Zverinski D., Pfahringer B. et al. Machine learning for real-time prediction of complications in critical care: a retrospective study. Lancet Respir Med 2018;6(12):905–14. DOI: 10.1016/S2213-2600(18)30300-X.

Вклад авторов

Н.В. Лавриненко: главный исследователь, разработка концепции научной работы, набор клинического материала, анализ полученных результатов, составление черновика рукописи;

Д.А. Гуляев: анализ научной работы, критический пересмотр с внесением ценного интеллектуального содержания;

В.А. Мануковский: анализ научной работы, критический пересмотр с внесением ценного интеллектуального содержания.

Authors' contribution

N.V. Lavrinenko: concept development, study design, clinical data collection, data analysis and interpretation, drafting of the manuscript;

D.A. Gulyaev: data analysis, critical review with valuable intellectual content;

V.A. Manukovskiy: data analysis, critical review with valuable intellectual content.

ORCID авторов / ORCID of authors

Н.В. Лавриненко / N.V. Lavrinenko: <https://orcid.org/0000-0002-9983-7163>

Д.А. Гуляев / D.A. Gulyaev: <https://orcid.org/0000-0002-5509-5612>

В.А. Мануковский / V.A. Manukovskiy: <https://orcid.org/0000-0003-0319-814X>

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Финансирование. Работа проведена без спонсорской поддержки.

Financing. The work was performed without external funding.

Статья поступила: 14.12.2020. Принята к публикации: 16.12.2021.

Article submitted: 14.12.2020. Accepted for publication: 16.12.2021.