

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ В ЗАДАЧЕ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПОДТИПОВ ТРАНЗИТОРНЫХ ИШЕМИЧЕСКИХ АТАК

Г.Ю. Войцехович, В.А. Головки

ул. Московская 267, 224017, Брест, Республика Беларусь
телефон: (+375 162) 426321; факс: (+375 162) 422127; e-mail: napster@tut.by, gva@bstu.by

1 АННОТАЦИЯ

Объектом исследования в работе являются искусственные нейронные сети в задачах диагностики подтипов транзиторных ишемических атак.

Разработаны и исследованы нейросетевые методы диагностики ТИА, а также разработано программное обеспечение, определяющее по ряду признаков-предикторов наиболее вероятное направление развития патологии. На основе анализа моделей сделаны выводы о преимуществах и недостатках этих методов, оценена перспективность нейросетевых технологий в выбранной области.

Ключевые слова – многослойная нейронная сеть, нелинейная рециркуляционная сеть, диагностика подтипов ишемических атак.

Вредоносные воздействия (атаки, вторжения) на нормально протекающие процессы в различных областях практической деятельности побуждают искать новые более изощренные методы защиты от них. Таким атакам подвергается как нормальная работа в Интернете, так и нормальная жизнедеятельность живого организма и, прежде всего его мозг. Несмотря на совершенно различные области практической деятельности, информационные методологические подходы к проблеме защиты от вредоносных вызовов, как в обществе, так и в отдельном живом организме, могут быть близкими и даже идентичными. В этом контексте в данной работе конкретизируется решение проблемы защиты от вредоносных атак на нормальное кровоснабжение головного мозга конвергенцией с нейросетевым подходом к защите от вирусных сетевых атак в Интернете.

неудовлетворительное положение вещей в диагностике, лечении и профилактике тиа

ТИА – это самостоятельная гетерогенная нозологическая единица, по своим клиническим характеристикам отличная от состоявшегося острого инсульта мозга. В глубине структур головного мозга, как следствие воздействия различных, так называемых, факторов риска, развивается хаотизированный, неустойчивый, нелинейный по характеру развития, непредсказуемый, особенно в самом начале своего развития, конфликт между адаптивно-саногенными и патогенными процессами. В этом

конфликте первые, как правило, полностью не реализуются, а последние не достигают завершающей стадии своего развития. Как следствие «соглашения сторон» в этом конфликте устанавливается «паритет сил», который феноменологически «на поверхности» проявляется в неустойчивых жалобах и симптомах пациента. Даже на уровне результатов самых совершенных нейровизуализационных структурно-морфологических исследований клиническая картина (компьютерная или магнитно-резонансная томография, доплерографическое исследование и т.д.) не всегда соответствует им. Структурно-морфологическая и клиническая картина при состоявшемся и окончательно сформированном остром мозговом инсульте четко обозначена и расхождения в трактовке соответствия клиники и морфологических изменений минимальны. Это в корне отличается от неустойчивого хаотически развивающегося острого нарушения мозгового кровообращения, как правило, «ускользающего» как от врача во время обследования пациента, так и от внимания самого пациента, не предающего значения легкому скоротечному дискомфорту (неловкость движений в руке или ноге, посторонние ощущения в них и т.д.).

В реальном времени анализ результатов обследования пациента и последующих параклинических данных в значительной степени идет во «временном разрыве», обусловленном разбежкой во времени между обследованием пациента и заключением параклинического нейровизуализационного исследования. В этом «мертвом временном интервале», скрытом от врачебного мониторинга, могут произойти самые неожиданные этиопатогенетические состояния и процессы. В связи с чем, предлагается двухэтапный поход к решению проблемы: на первом этапе довольствоваться легкодоступными анамнестическими данными, делая акцент на их изучении с помощью методов нечеткой формальной логики и математических алгоритмов, а второй этап – это последующие нейровизуализационные исследования в общем рутинном исполнении, по результатам которых проводится соответствующая терапевтическая коррекция.

Предлагаемый подход к упреждающей прогнозной диагностике эпизода ТИА не претендует на окончательное решение проблемы, но преследует цель максимально сократить «мертвый временной интервал» скрытости и недоступности к изучению нейropатoфизиoлогичеcких изменений и ускорить начало проведения целенаправленных этиотропных лечебно-профилактических мероприятий.

дальнейший поиск методологического совершенствования распознавания (дифференциальной диагностики) подтипов тиа

Неудовлетворительные и далекие от практического применения статистические подходы к дифференциальной диагностике ТИА по подтипам с целью создания практически приемлемой прогностной донозологической системы по предотвращению эпизодов этого заболевания, побуждают и обязывают продолжать поиск более совершенных (изоощренных) подходов к решению этой проблемы. К настоящему времени были получены удовлетворительные результаты с применением первых разработанных вариантов адаптивного нейросетевого классификатора, но с внедрением его в практическую работу возникли непреодолимые трудности, что вынуждает продолжить поиск приемлемого решения поставленной задачи. Тем не менее, нейросетевой подход к решению проблемы остается доминирующим.

имеющийся задел в прогностной донозологической диагностике по подтипам тиа

На сегодняшний день уже четко обозначена этиопатогенетическая гетерогенность возникновения и развития этой нозологии и диагностическое деление по трем подтипам ТИА и классу НОРМА:

- Атеротромботический подтип (СубТИА1).
- Кардиоэмболический подтип (СубТИА2).
- Гипертензивный подтип (СубТИА3).
- Норма (НОРМА).

Исследования проводились на «доинтеллектуальном» уровне с применением статистических методов «добычи данных» (дискриминантный и факторный анализы). Были получены удовлетворительные результаты по распознаванию и классификации объектов (пациентов) по подтипам ТИА и классу НОРМА, но из-за выраженной «переобученности» классификационных объектов (пациентов) распознавательная эффективность дифференциально-диагностической системы по этим классам резко снижалась. Что делало ее непригодной для практической работы.

Структура разработанной системы

На рис. 1 приведена система распознавания классов ТИА, которая состоит из рециркуляционной нейронной сети и многослойного персептрона, которые соединены последовательно. Задачей такой системы является обнаружение и распознавание ТИА. Она состоит из двух типов нейронных сетей, а именно рециркуляционной и многослойного персептрона. В качестве входных данных используется 41-

размерный вектор, который характеризует исходные данные (признаки и симптомы) пациента. В качестве выходных данных используется 4-мерный вектор, где 4 - это количество классов ТИА плюс нормальное состояние.

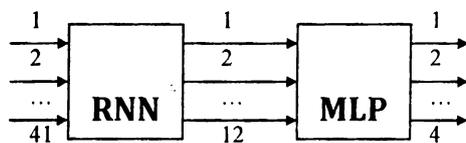


Рис. 1 Структура системы

Между используемыми входными данными существуют сложные и избыточные взаимосвязи, которые сложно определить. Поэтому на первом этапе обработки входной информации происходит уменьшение размерности входного вектора данных с использованием метода главных компонент. Метод главных компонент позволяет перейти от исходного пространства данных к вспомогательному, которое характеризуется меньшей размерностью и информативностью исходного пространства. В качестве метода получения главных компонент будем использовать рециркуляционную нейронную сеть (RNN), так как она позволяет легко осуществить нелинейное сжатие информации. В результате экспериментов было определено оптимальное число главных компонент равно 12. Второй этап состоит в обнаружении и распознавании ТИА. Для этого используется многослойный персептрон (MLP), который осуществляет обработку сжатого пространства входных образов (главных компонент) с целью распознавания класса атаки.

описание нейронных сетей

Рассмотрим рециркуляционную нейронную сеть, предназначенную для формирования главных компонент (рис. 2).

Она представляет собой трехслойный персептрон, который может осуществлять в зависимости от используемой функции активации нейронных элементов, линейное или нелинейное сжатие входных данных. Скрытый слой выполняет операцию сжатия входных образов в главные компоненты. Значение j -го элемента скрытого слоя определяется, как

$$y_j = F(S_j), \quad (1)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^{41} w_{ij} \cdot x_i, \quad (2)$$

где F – функция активации; S_j – взвешенная сумма j -го нейрона; w_{ij} – весовой коэффициент между i -ым нейроном входного и j -ым нейроном скрытого слоя; x_i – i -ый входной элемент.

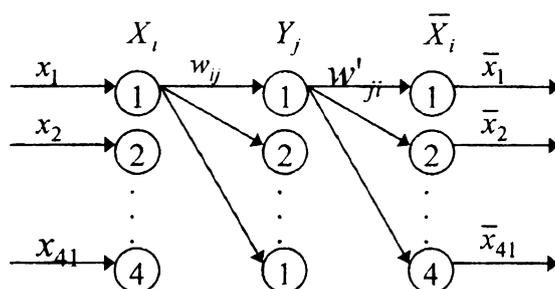


Рис. 2. Архитектура RNN

Значения нейронных элементов выходного слоя определяются следующим образом:

$$\bar{x}_i = F(S_i), \quad (3)$$

$$S_i = \sum_{j=1}^{12} w'_{ji} \cdot y_j, \quad (4)$$

где w'_{ji} – весовой коэффициент между j -ым нейроном скрытого и i -ым нейроном выходного слоя; \bar{x}_i – i -ый выходной элемент.

Рассмотрим выражения для обучения RNN. Для линейной рециркуляционной нейронной сети используется правило обучения Ойя, а для нелинейной – алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation algorithm). В соответствии с правилом Ойя весовые коэффициенты для линейной RNN модифицируются следующим образом:

$$w'_{ji}(t+1) = w'_{ji}(t) - \alpha \cdot y_j \cdot (\bar{x}_i - x_i), \quad (5)$$

$$w_{ij} = w'_{ji}. \quad (6)$$

Такая RNN осуществляет операцию сжатия при помощи линейного ортогонального преобразования входной информации. В результате такого преобразования компоненты выходного вектора являются некоррелированными между собой, и первые главные компоненты содержат наиболее информативную составляющую входных данных.

Перед подачей данных на вход RNN проводилась их предварительная обработка в соответствии со следующими выражениями:

$$x_i^k = \frac{x_i^k - \mu(x_i)}{\sigma(x_i^k)}, \quad (7)$$

где $\mu(x_i) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L x_i^k$, (8)

$$\sigma(x_i^k) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (x_i^k - \mu(x_i))^2. \quad (9)$$

Здесь L – размерность обучающей выборки.

Как уже упоминалось ранее, для обучения нелинейной RNN используется алгоритм обратного распространения ошибки. В соответствии с ним весовые коэффициенты модифицируются по следующим выражениям:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha \cdot \gamma_j \cdot F'(S_j) \cdot x_i, \quad (10)$$

$$w'_{ji}(t+1) = w'_{ji}(t) - \alpha \cdot (\bar{x}_i - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot y_j, \quad (11)$$

где γ_j – ошибка j -го нейрона, $F'(S_j)$ – производная нелинейной функции активации по взвешенной сумме.

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^{41} (\bar{x}_i - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot w'_{ji}. \quad (12)$$

Рассмотрим отображение входного пространства образов на плоскость двух первых главных компонент. На рис. 3 графически представлена классификационная картина разделения клинических случаев по подтипам ТИА методом линейной RNN в намерении получить четкое разграничение по «участкам существования» каждого из трех подтипов ТИА (классы 1-3) и класса НОРМА (4). К сожалению, искомого четкого разграничения по участкам концентрации клинических наблюдений этим методом получить не представилось возможным.

В связи с чем, такая же классификация была проведена по методу нелинейной RNN, рис. 4, где в качестве функции активации нейронных элементов скрытого слоя использовалась сигмоидная функция. Здесь уже представлена более четкая классификационная картина разделения по подтипам ТИА (1-3) и классу НОРМА (4).

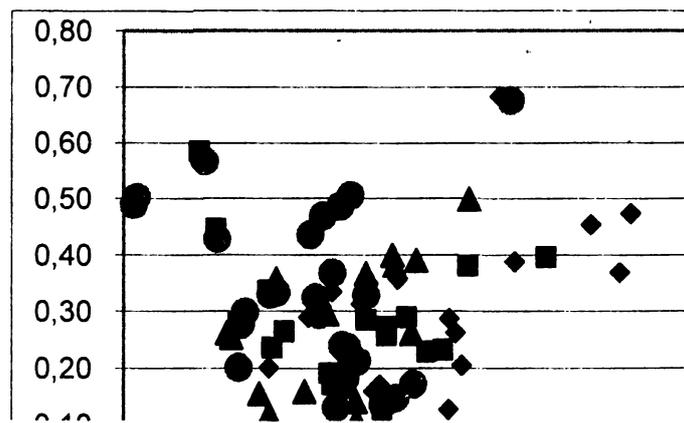


Рис. 3. Данные обработанные линейной RNN

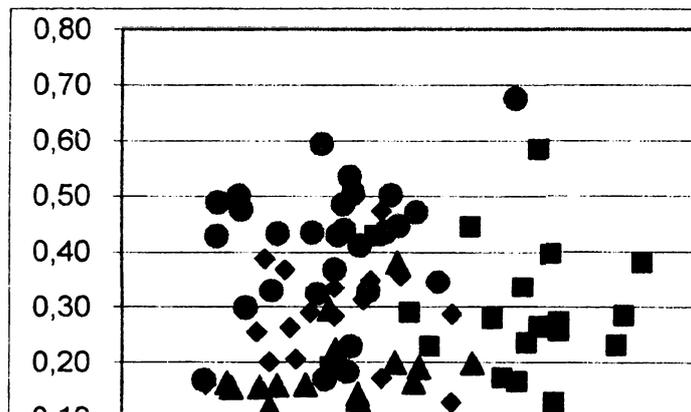


Рис. 4. Данные обработанные нелинейной RNN

Как следует из рисунка в сравнении с линейной RNN нелинейная RNN осуществляет лучшую визуализацию данных – на рисунке достаточно четко обозначено стремление объектов (анализируемых клинических случаев) располагаться в «своих» областях. Такое разделение на предыдущем рисунке представлено менее четко.

Классификация по методу нелинейной RNN (рис. 4) уже вполне приемлема для практического применения. Такой способ классификации, а точнее, индивидуальное выделение пациентов по подтипам ТИА, осуществляется по совершенно незатратным анамнестическим признакам-предикторам (паспортные данные пациента, социальные признаки, жалобы, симптомы). Получение этих исходных данных не требует дорогостоящих и времязатратных нейровизуализационных исследований, которые, все равно, потребуют сопоставления с анамнезом и данными клинического обследования. Таким образом, это предварительное ассистирующее исследование по индивидуальной прогнозной диагностике дает возможность врачу уже при первом обследовании пациента разобраться в его хаотичной скоротечной субклинической симптоматике, сокращая тем самым «мертвый временной интервал» между началом обследования пациента и назначением лечебно-профилактических мероприятий. В этом заключается клинический смысл прогнозной донозологической дифференциальной диагностики по предотвращению возникновения эпизода ТИА с учетом наиболее вероятного этиопатогенетического вектора (атеротромбоз, кардиоэмболия, артериальная гипертензия) начала развития гипоксическо-ишемического цереброваскулярного процесса.

результаты тестирования

Для обучения и тестирования использовалась база данных для 101 пациента. При этом каждая запись содержит следующие 41 параметр: возраст; пол; место жительства; образование; профессия; конфликты по работе и с администрацией; смена места жительства за послед. 10 лет; смена профессии за последние 10 лет; особенности ночного сна; бессонница; наследствен. по патологии сосудов мозга; наследственность по другим заболеваниям; артериальная гипертензия; диастолическое давление; аускультация сердца; границы сердца; изменения на ЭКГ; боли в области сердца; коронарокардиосклероз; нарушения сердечного ритма; хронический бронхит; хронический гепатохолецистит; хрон. гастрит, язв. болезнь желудка; почечнокаменная болезнь; остеохондроз шейный; метеозависимость; климакс; употребление алкоголя; курение (количество); курение (возраст); работоспособность; раздражительность повышенная; снижение памяти (степень); снижение памяти (время появления); снижение остроты зрения (степень); снижение остроты зрения (время появления); зрительные нарушения; головные боли; головные боли (время появления); головокружение; конфликты в семье. Каждая запись соответствует одной из четырех групп классификации ТИА. Распределение записей по классам следующее: ТИА1 – 22 записи, ТИА2 – 22 записи, ТИА3 – 22 записи и ТИА4(норма) – 35 записей. Для обучения нейронных сетей в экспериментах использовались обучающие выборки размером 51 и 83 (таблица 1).

Соответственно для тестирования и проверки обобщающей способности использовались 50 и 18 записей, которые не входили в обучающую выборку. Как следует из таблицы, процент распознавания классов ТИА достигает 100% на обучающей выборке, а на тестовой выборке составляет соответственно 76 и 77 процентов.

Таблица 1 Результаты тестирования системы

Кол-во образов в обучающей выборке	Кол-во образов в тестовой выборке	Максимальный процент распознавания на обучающей выборке	Максимальный процент распознавания на тестовой выборке
51	50	100%,	76%
83	18	100%,	77%

Таблица 2 Выходные значения нейронных элементов

Пациент	ТИА1	ТИА2	ТИА3	Норма
1	29.1%	29.9%	40.9%	0%
2	21.5%	25.1%	53.4%	0%
3	50%	30.5%	10.7%	8.8%
4	17%	40.2%	42.5%	0.2%
5	27.5%	30%	34.2%	8.2%
6	44.8%	13.9%	27.8%	13.5%
7	36.8%	2.1%	59.5%	1.6%
8	28.8%	50.1%	20.7%	0.4%
9	17.9%	21.9%	51.8%	8.3%
10	34.5%	5.6%	59.9%	0%

ВЫВОДЫ

В силу нечеткости входных множеств эти результаты являются приемлемыми. Кроме того, вполне вероятно, что имеющихся данных недостаточно для качественного обучения многослойного персептрона. В условиях недостатка исходных данных необходимо продолжить работу в данном направлении по увеличению обобщающей способности системы.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] E. Oja. Principal components, minor components and linear networks. *Neural Networks*, vol.5, pp.927-935, 1992
- [2] Безобразова С.В., Головкин В.А., Евстигнеев В.В. Применение нейросетевых методов и теории хаоса для обнаружения эпилептиформной активности // Вторая Международная конференция "Современные информационные и телемедицинские технологии для здравоохранения" 1-3 октября, 2008 года. Минск. Беларусь. С. 133-137
- [3] Вилков В.Г., Оганов Р.Г., Шальнова С.А. Сравнительная информативность нейросетевых моделей диагностики скрытой артериальной гипертензии // *Физиология человека*. 2006. № 6. С. 33-37.
- [4] Гиткина Э.С., Пономарева, Е.Н., Евстигнеев, В.В., Шалькевич, В.Б. Адаптация клинической классификации сосудистых поражений мозга к международной статистической классификации болезней X пересмотра // *Медицинские новости*. 2000. № 6. С. 3-10.
- [5] Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1: Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. Брест, Изд. БПИ, 1999.
- [6] Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.