

Любые камеры должны быть откалиброваны и настроены для дальнейшего применения и вычисления положения объектов, распознанных на изображении, в реальном пространстве.

После калибровки камер, а также их совместной калибровки, область помещения, за которой наблюдают совместно обе камеры, можно охарактеризовать как область с низкой ошибкой позиционирования. Области, охватываемые только одной из камер, менее достоверны и требуют дополнительной информации для точного позиционирования.

Также в помещениях будут зоны, не охватываемые ни одной из камер и движение робота в данных областях нежелательно.

Одно из возможных решений данной проблемы может быть применение широкоугольной оптики на камерах. Это позволит охватить большую часть помещения и получить большую область, охватываемую двумя камерами. Но в то же время применение данной оптики вносит очень большие искажения в изображение, что затрудняет калибровку камер и снижает чёткость изображения.

Так как точность позиционирования объектов не является достаточной, возможно повышение точности определения положения робота при применении дополнительных датчиков определения расстояния на самом роботе. Это позволит узнать точное положение робота относительно некоторого распознанного объекта, который видим также и камере. Применение же вместо простого датчика определения расстояния трёхмерной камеры позволяет не только получать информацию о расстоянии до определённого объекта, но и контролировать окружающее робота пространство в направлении движения самим роботом.

Другим аспектом работы данной системы является вычислительная сложность алгоритма обработки изображения, получаемого от камеры. При недостаточной мощности обрабатывающего компьютера будет происходить уменьшение количества полезных кадров, получаемых от камеры, т.е. компьютер не будет успевать обрабатывать все получаемые изображения и некоторые кадры будут пропущены, что может отразиться на точности работы системы.

Выводы

1. Предложена концепция построения системы контроля мобильным роботом.
2. Данная концепция реализуется в лаборатории робототехники университета прикладных исследований (г. Вайнгартен, Германия).

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Головки, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / В.А. Головки. – М: ИПРЖР, 2001. – Кн.4. – 256 с.

УДК 004.8.032.26

Войцехович Г.Ю.

Научный руководитель: д.т.н., профессор Головки В.А.

ВОЗМОЖНОСТИ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПОДТИПОВ ТРАНЗИТОРНЫХ ИШЕМИЧЕСКИХ АТАК

Введение

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, фак-

торов риска, развивается хаотизированный, неустойчивый, нелинейный по характеру развития, непредсказуемый, особенно в самом начале своего развития, конфликт между адаптивно-саногенными и патогенными процессами. 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.

Неудовлетворительное положение вещей в диагностике, лечении и профилактике ТИА

В реальном времени анализ результатов обследования пациента и последующих параклинических данных в значительной степени идет во «временном разрыве», обусловленным разбегом 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 подход 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 нейропатологических изменений и ускорить начало проведения целенаправленных этиотропных лечебно-профилактических мероприятий.

Имеющийся задел в прогнозной 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:

1. Атеротромботический подтип (СубТИА1).
2. Кардиоэмболический подтип (СубТИА2).
3. Гипертензивный подтип (СубТИА3).
4. 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 пер-

септрона. 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.

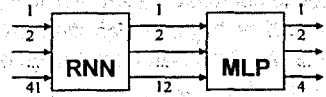


Рисунок 1 – Структура системы

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, равное 12. Второй этап состоит в обнаружении и распознавании ТИА. Для этого используется многослойный перцептрон (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).

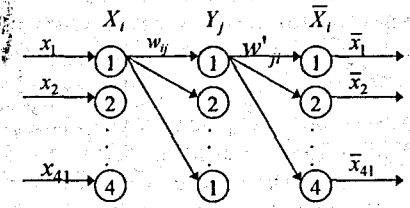


Рисунок 2 – Архитектура RNN

Она представляет собой трехслойный перцептрон, 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

$$y_j = F(S_j), S_j = \sum_{i=1}^{41} w_{ij} x_i,$$

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 эл-т.

Значения нейронных элементов выходного слоя определяются следующим образом:

$$\bar{x}_i = F(S_i), S_i = \sum_{j=1}^{12} w'_{ji} y_j,$$

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 рекуррентной 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:

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

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.

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 представлялось 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).

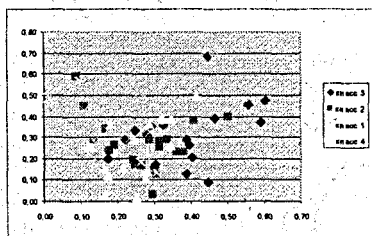


Рисунок 3 – Данные, обработанные линейной RNN

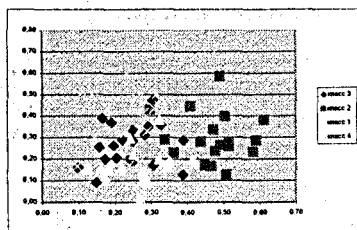


Рисунок 4 – Данные, обработанные нелинейной RNN

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). Таким образом, это предварительное ассистирующее исследование по индивидуальной прогнозной диагностике дает возможность врачу уже при первом обследовании пациента разобратся в его хаотичной скоротечной субклиниче-

ской 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 41 параметр: возраст; пол; место жительства; особенности ночного сна; бессонница; наследствен. по патологии сосудов мозга; наследственность по другим заболеваниям; артериальная гипертензия; диастолическое давление; аускультация сердца; границы сердца; употребление алкоголя; курение и др. 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 размерностью 51 и 83 (таблица 1).

Таблица 1 – Результаты тестирования системы

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

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.

Заключение

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.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Безобразова, С.В. Применение нейросетевых методов и теории Хаоса для обнаружения эпилептиформной активности / С.В. Безобразова, В.А. Головки, В.В. Евстигнеев // Вторая Международная конференция "Современные информационные и телемедицинские технологии для здравоохранения" 1-3 октября, 2008 г. – Минск. – С. 133-137.
2. Дривотинов, Б.В. К выявлению этиотропного фактора подавления развития кардиоэмболического (кардиогенного) подтипа транзиторной ишемической атаки / Б.В. Дривотинов, М.И. Тарасевич, А.С. Мاستыкин, Е.Н. Апанель, Н.А. Новоселова // Медицинский журнал. – 2008. – № 1. – С. 115-119.
3. Дривотинов, Б.В. Адаптивная нейро-нечеткая модель для дифференциальной диагностики подтипов транзиторных ишемических атак / Б.В. Дривотинов, Е.Н. Апанель, П.А. Новоселова, А.С. Мастыкин, А.С. Федулов // Военная медицина. – 2007. – № 4. – С. 101-106.
4. Гиткииа, Э.С. Адаптация клинической классификации сосудистых поражений мозга к международной статистической классификации болезней X пересмотра / Э.С. Гиткииа, Е.Н. Пономарева, В.В. Евстигнеев, В.Б. Шалькевич // Медицинские новости. – 2000. – № 6. – С. 3-10.