

Нейросетевой анализ данных диффузионно-тензорной МРТ для определения доминирующей патологии головного мозга*

В.Н. Гридин, В.А. Перепелов, В.И. Солодовников

Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук, г. Одинцово, Россия

Аннотация. В работе осуществляется нейросетевой анализ данных диффузионно-тензорной магнитно-резонансной томографии для выявления структур мозга наиболее информативных для определения доминирующей патологии при подозрении на церебральную микроангиопатию или изолированную болезнь Альцгеймера. Изучаются данные, полученные для 19 областей мозга, проводится их предобработка и визуализация с использованием самоорганизующихся карт Кохонена. Выделяется ряд областей претендентов для построения классификатора. Дополнительная проверка для подтверждения полученного результата осуществляется с использованием многослойного персептрона.

Ключевые слова: диффузионно-тензорная магнитно-резонансная томография, ДТ-МРТ, болезнь Альцгеймера, церебральная микроангиопатия, нейронная сеть, самоорганизующиеся карты Кохонена, Self-Organizing Maps, многослойный персептрон.

DOI 10.14357/20718594180404

Введение

Увеличение продолжительности жизни населения планеты приводит к росту числа людей страдающих от различных патологий головного мозга. Отклонения от нормы могут быть вызваны различными причинами, но в основном связаны, либо с сосудистыми заболеваниями, когда происходит нарушение кровоснабжения тканей, что запускает процесс гибели нервных клеток, либо с нейродегенеративными заболеваниями, при которых также наблюдается прогрессирующая гибель нервных клеток, ведущая к различным неврологическим симптомам. Основными представителями являются церебральная микроангиопатия - поражение мелких сосудов головного мозга, а также болезнь Альцгеймера - нейродегенеративное заболевание и одна из распростра-

ненных форм деменции. Таким образом, различные первопричины могут приводить к очень близким по проявлению симптомам. В связи с этим особую важность приобретает диагностика заболевания на как можно более ранней стадии, пока когнитивные нарушения не начали отражаться на повседневной активности человека, и есть возможность замедлить прогрессирование болезни.

В настоящее время широкое распространение для обследования внутренних органов, в частности мозга, получила магнитно-резонансная томография (МРТ). Данному направлению посвящен обширный спектр работ, в том числе, связанных с вопросами автоматизированного анализа морфологических признаков, свойственных болезни Альцгеймера [1-4]. В свою очередь диффузионно-тензорная магнитно-резонансная томография (ДТ-МРТ) дает возможность получить количе-

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект 17-11-01288).

✉ Солодовников Владимир Игоревич. E-mail: info@ditc.ras.ru

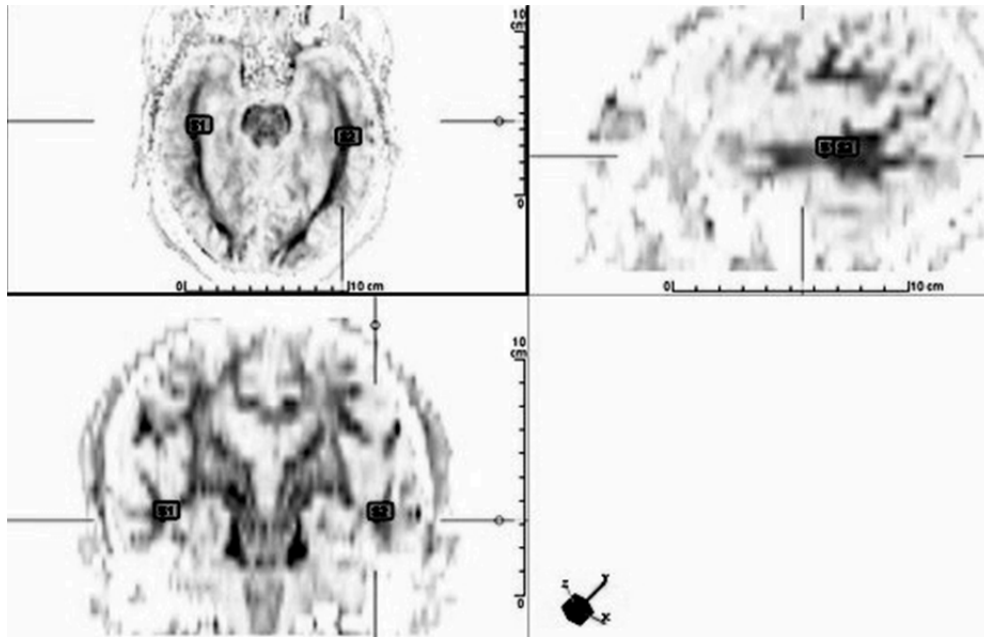


Рис. 1. Визуализация микроскопической структуры проводящих путей белого вещества по результатам диффузионно-тензорной магнитно-резонансной томографии

ственную и качественную оценку направленности диффузии воды в мозге человека, что не определяется другими последовательностями МРТ. Эта методика позволяет изучать микроскопическую структуру проводящих путей белого вещества (Рис. 1) и выявлять их мельчайшие повреждения [5-7].

Важной задачей для построения автоматизированных средств поддержки принятия решений и диагностики является всесторонний анализ данных *ДТ-МРТ* для выявления областей мозга наиболее информативных для определения доминирующей патологии при подозрении на *церебральную микроангиопатию* или болезнь Альцгеймера.

1. Исходные данные

Исходными данными являются результаты обследования 20 пациентов в возрасте от 45 до 85 лет. Для девяти пациентов доминирующей патологией являлась церебральная микроангиопатия, а для одиннадцати – изолированное течение болезни Альцгеймера. Обследование проводилось на магнитно-резонансном томографе Siemens Magnetom Skyra с индукцией магнитного поля 3 Тл. МР-протокол включал проведение диффузионно-тензорной визуализации.

Для различных исследуемых областей белого вещества головного мозга с помощью программного продукта Olea Medical Sphere 3.0 для постпроцессорной обработки исходных данных в ручном режиме измерялись значения четырех параметров: FA (фракционная анизотропия), MD (средняя диффузионная способность), AxD и RxD (аксиальный и радиальный коэффициенты диффузии). Результаты были получены для следующих структур мозга:

1. Передняя таламическая лучистость;
2. Средняя таламическая лучистость;
3. Задняя таламическая лучистость;
4. Верхний продольный пучок;
5. Нижний продольный пучок;
6. Верхний фронто-окципитальный пучок;
7. Нижний фронто-окципитальный пучок;
8. Крючковидный пучок;
9. Пояс (передняя часть);
10. Пояс (задняя часть);
11. Ножка свода;
12. Переднее бедро внутренней капсулы;
13. Заднее бедро внутренней капсулы;
14. Парагиппокампальная извилина;
15. Предклинье;
16. Гиппокамп;
17. Мозолистое тело (Колено);
18. Мозолистое тело (Тело/Ствол);

19. Мозолистое тело (Валик).

Первые 16 структур представлены, как в правом, так и в левом полушариях мозга, поэтому им соответствуют 8 измеренных параметров (4 для левого, 4 для правого). Суммарное число измеренных значений для каждого пациента равняется 140.

2. Математический аппарат

Решение задачи выявления структур мозга, где влияние одной из двух доминирующих патологий наиболее характерно, сводится к построению областей в пространстве полученных с помощью *ДТ-МРТ*-данных. Если полученные области являются легко разделимыми, то можно говорить о том, что выбранная структура мозга является значимой для классификации болезни. Ключевым направлением для решения поставленной задачи может служить подход, основанный на визуализации исходных данных, что позволяет упростить их анализ и улучшить восприятие изучаемого явления. В качестве математического аппарата предлагается использование самоорганизующихся карт Кохонена (SOM - Self-Organizing Maps) - нейросетевой парадигмы, применимой для решения задач кластеризации и отображения объектов многомерного пространства исходных данных на двумерной карте.

Дополнительно для подтверждения полученного результата ставился вопрос научиться решать задачу классификации доминирующей патологии (*церебральная микроангиопатия* или *изолированная болезнь Альцгеймера*) по ис-

ходным данным *ДТ-МРТ* для выбранной структуры мозга. В качестве классификатора была выбрана другая нейросетевая парадигма, а именно многослойный персептрон, что позволило использовать тот же самый набор обучающих примеров.

3. Предобработка данных

Основной проблемой исходного набора полученных *ДТ-МРТ*-данных является их крайне ограниченное количество. Для увеличения числа примеров было предположено, что данные для структур мозга с 1 по 16 могут быть симметрично отражены между левым и правым полушарием. Данное действие позволило удвоить число примеров обучающей выборки. Их количество для доминирующей *церебральной микроангиопатии* стало 18, для болезни Альцгеймера 22 соответственно.

Для обеспечения равномерного влияния входных величин на работу сети была проведена нормировка исходных данных в диапазон $[0..1]$.

Дополнительно, при обучении сети к каждому параметру входного вектора добавлялся гауссов белый шум с дисперсией 0,01.

4. Построение самоорганизующихся карт Кохонена

Структура сети Кохонена показана на Рис. 2 [8-10]. Она состоит из входного слоя и одного конкурирующего кластерного слоя, нейроны которого вычисляют расстояние между входным вектором и вектором весовых коэффици-

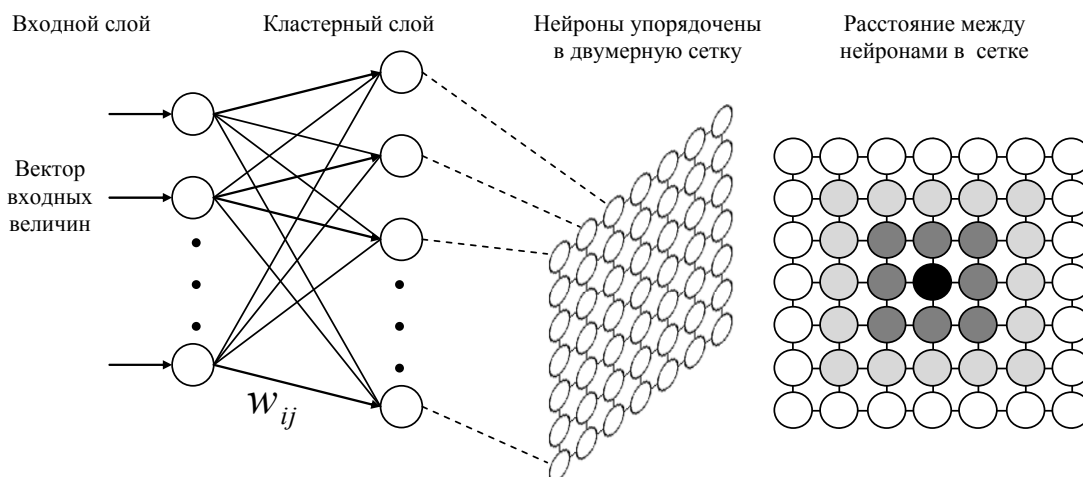


Рис. 2. Базовая архитектура сети Кохонена. Расстояние между нейронами для четырехугольной сетки

ентов. Победителем является тот нейрон, расстояние до которого минимально. Важная особенность алгоритма SOM заключается в том, что все нейроны кластерного слоя (ядра) упорядочены в некоторую структуру. Обычно используются двумерные сетки (карты). Данная методика позволяет ввести меру взаимодействия между нейронами кластерного слоя не в пространстве входных признаков, а на используемой карте. Величина этого взаимодействия определяется расстоянием между нейронами на карте, что проиллюстрировано в правой части Рис. 2 на примере четырехугольной сетки.

Такое взаимодействие между нейронами на карте введено для того, чтобы в ходе обучения модифицировать не только нейрон-победитель, но и его соседей, но в меньшей степени. При использовании этого алгоритма вектора, схожие в исходном пространстве, оказываются рядом и на полученной карте.

Обучение сети состоит из нескольких этапов. Сначала необходимо произвести инициализацию сети, т.е. выбрать условие взаимодействия между нейронами кластерного слоя, а также количество нейронов в сети. Обычно рекомендуется использовать максимально возможное количество нейронов в карте, т.к. оно определяет степень детализации результатов работы алгоритма и, в конечном счете, от этого зависит точность обобщающей способности карты. Крайне ограниченное число обучающих примеров определило выбор размерности карты равной 6 x 6, т.е. 36 нейронов. При выборе большего числа нейронов возникала ситуация, когда некоторые из них практически не участвовали в работе сети, что приводило к сложности интерпретации получаемого отображения.

Инициализация весовых коэффициентов нейронов кластерного слоя осуществлялась малыми случайными величинами.

SOM-сеть является самонастраивающейся, и ее обучение происходит без учителя [8-10]. На каждом шаге из исходного набора данных случайным образом выбирается один из векторов $x(t)$, и производится поиск наиболее близкого к нему вектора весовых коэффициентов нейронов. После того, как найден нейрон-победитель, производится корректировка весов. Подстройке подлежат веса, как нейрона-победителя, так и его соседей по двумерной сетке, но в меньшей степени. Для модификации весовых коэффициентов используется формула:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t) \cdot [x(t) - w(t)],$$

где t обозначает номер эпохи (дискретное время). Функция $h(t)$ определяет соседство нейронов и представляет собой невозрастающую функцию от времени и расстояния между нейроном-победителем и соседними нейронами в сетке. Она разбивается на две составляющие (функции расстояния и скорости обучения), обе зависящие от времени:

$$h(t) = h(\|a_c - a_i\|, t) \cdot f(t),$$

где a_c определяет положение нейрона победителя в сетке, $f(t)$ - функция скорости обучения. В качестве функции расстояний применялась Гауссова функция вида:

$$h(d, t) = e^{-\left(\frac{d}{b(t)}\right)^2}.$$

При этом $b(t)$ является убывающей функцией от времени. Часто эту величину называют радиусом обучения, который выбирается достаточно большим на начальном этапе обучения и постепенно уменьшается так, что в конечном итоге обучается один нейрон-победитель. Функция скорости обучения $f(t)$ была взята обратно пропорциональной времени вида $f(t) = \text{const1}/(t + \text{const2})$, где const1 и const2 были приняты равными 1000. Применение этой функции приводит к тому, что все вектора из обучающей выборки вносят примерно равный вклад в результат обучения.

Обучение состоит из двух основных фаз. На первоначальном этапе выбираются достаточно большие значения скорости обучения и радиуса обучения, что позволяет расположить вектора нейронов в соответствии с распределением примеров в выборке. Затем производится точная подстройка весов, когда значения параметров скорости обучения много меньше начальных.

5. Визуализация данных

Добавление дополнительных связей в пространстве отображения результата позволяют использовать сеть Кохонена, как для решения задач распознавания и определения близости кластеров в данных, так и для визуализации многомерного пространства на двумерной карте. Раскраска обученной карты для решения поставленной задачи осуществлялась в соответствии с известными классами. Классу 1 принадлежали вектора, соответствующие *цере*

бральной микроангиопатии, классу 2 - болезни Альцгеймера. Такой подход позволил визуализировать взаимное расположение классов, их пересечение и возможность разделения. В совокупности полученные раскраски образуют атлас, отображающий присутствующие в данных кластеры близких объектов, что в значительной степени может помочь пользователю разобраться в структуре обрабатываемых данных.

В Табл. 1 представлены результаты обучения и раскраски SOM-сетей, как для всей совокупности измеренных ДТ-МРТ признаков, так и отдельно для каждой из изучаемых структур мозга. Белый цвет нейрона говорит о том, что он не был активирован ни одним из примеров выборки указанного класса. Градации серого характеризуют число примеров выборки, принадлежащих соответствующему нейрону.

Табл. 1. Результаты обучения и раскраски SOM-сетей

Область	Класс 1	Класс 2
Вся совокупность признаков		
1. Передняя таламическая лучистость		
2. Средняя таламическая лучистость		
3. Задняя таламическая лучистость		
4. Верхний продольный пучок		
5. Нижний продольный пучок		
6. Верхний фронто-окципитальный пучок		
7. Нижний фронто-окципитальный пучок		

Область	Класс 1	Класс 2
8. Крючковидный пучок		
9. Пояс (передняя часть)		
10. Пояс (задняя часть)		
11. Ножка свода		
12. Переднее бедро внутренней капсулы		
13. Заднее бедро внутренней капсулы		
14. Парагиппокампальная извилина		
15. Предклинье		
16. Гиппокамп		

Область	Класс 1	Класс 2
17. Мозолистое тело (Колено)		
18. Мозолистое тело (Тело/Ствол)		
19. Мозолистое тело (Валик)		

Из представленных рисунков можно сделать вывод, что для всей совокупности признаков классы разделимы. Они локализованы в разных частях карты SOM и не пересекаются. Аналогичную картину можно увидеть для таких структур мозга как: Передняя таламическая лучистость, Средняя таламическая лучистость, Задняя таламическая лучистость, Верхний продольный пучок, Пояс (задняя часть), Мозолистое тело (Колено), Мозолистое тело (Валик). В ряде случаев области могут иметь довольно сложную форму и пересекаться единичными нейронами. К таким можно отнести: Нижний продольный пучок, Верхний фронто-окципитальный пучок, Нижний фронто-окципитальный пучок и Крючковидный пучок. В оставшихся парах изображений проблематично построить разделяющую поверхность и нейроны, принадлежащие разным классам, практически равномерно заполняют карту.

6. Проверка полученного результата с использованием многослойного персептрона

Результаты, полученные с помощью SOM-сети, во многом подтверждаются и с использованием такой нейросетевой парадигмы, как многослойный персептрон. В качестве проверки ставилась задача построения нейросетевого классификатора для определения доминирующей патологии (*церебральная микроангиопатия* или *изолированная болезнь Альцгеймера*)

по исходным данным ДТ-МРТ для выбранной структуры мозга.

Архитектура нейронной сети включала один скрытый слой и нейроны с сигмоидной функцией активации. Особенность внутреннего представления информации многослойным персептроном заключается в разбиении пространства входных признаков посредством гиперплоскостей (поверхностей). В общем виде можно сказать, что при решении задач классификации в сети с одним скрытым слоем, входной вектор преобразуется в некоторое новое пространство, соответствующее числу нейронов в промежуточном слое, а затем поверхности, соответствующие нейронам выходного слоя, разделяют его на классы. Таким образом, сеть распознает не только характеристики исходных данных, но и "характеристики характеристик", сформированные скрытым слоем.

Обучающая выборка и предобработка исходных данных совпадали с теми, что использовались при обучении SOM-сети. Общее число примеров равнялось 40: 18 для *церебральной микроангиопатии* и 22 для болезни Альцгеймера. Для областей мозга с 1 по 16 на вход подавался вектор из восьми измеренных параметров, по 4 на каждое полушарие (FA, MD, AxD, RxD), для областей 17-19 входной вектор содержал 4 признака. Выходом сети служил вектор из двух чисел (0,1) или (1,0), кодирующий один из двух классов.

Начальное число нейронов скрытого слоя выбиралось равным 4. В случае успеха обучения число нейронов уменьшалось, и процесс настройки весов повторялся. В противном случае число нейронов увеличивалось, однако более восьми нейронов в скрытом слое уже не рассматривалось, что связано с малым числом примеров обучающей выборки. Вообще, проблема выбора количества скрытых элементов многослойного персептрона заключается в том, что с одной стороны, их число должно быть достаточным для решения поставленной задачи, а с другой – не должно быть слишком большим, чтобы обеспечить необходимую обобщающую способность и избежать переобучения. Это связано с тем обстоятельством, что количество скрытых элементов зависит от сложности того отображения, которое нейронная сеть стремится воспроизвести. Стоит отметить, что с ростом числа элементов растет и количество требуемых наблюдений.

Обучение с учителем осуществлялось алгоритмом обратного распространения ошибки (*backpropagation*) [10, 11]. Критерием остановки процесса обучения служило превышение числа итераций значения 10000, либо достиже-

ния ошибки классификации для каждого примера обучающей выборки значения меньшего 0,1. Малое число примеров определило дополнительное использование белого шума с дисперсией 0,01 для тех областей мозга, где процесс обучения завершился успешно.

Результаты обучения сведены в Табл. 2, где в первом столбце указана область мозга, а во втором – размер сети, для которого успешно завершился процесс обучения.

Из таблицы видно, что успех обучения и размеры сети во многом соотносятся с результатами, полученными при визуализации с использованием SOM-сетей. Так, например, передняя таламическая лучистость, средняя таламическая лучистость и верхний продольный пучок позволяют осуществить классификацию доминирующей патологии с минимальным числом нейронов промежуточного слоя, что соответствует построенным картам SOM, где области локализованы и не пересекаются. Тогда как для областей, для которых не удалось осуществить обучение, нейроны SOM-сети, принадлежащие разным классам, практически равномерно заполняют карту.

Табл. 2. Результаты обучения

	Область мозга	Размер нейросети
1	Передняя таламическая лучистость	8-3-2
2	Средняя таламическая лучистость	8-2-2
3	Задняя таламическая лучистость	8-4-2
4	Верхний продольный пучок	8-2-2
5	Нижний продольный пучок	8-4-2
6	Верхний фронтально-окципитальный пучок	8-6-2
7	Нижний фронтально-окципитальный пучок	8-4-2
8	Крючковидный пучок	8-6-2
9	Пояс (передняя часть)	нет
10	Пояс (задняя часть)	8-4-2
11	Ножка свода	нет
12	Переднее бедро внутренней капсулы	нет
13	Заднее бедро внутренней капсулы	нет
14	Парагиппокампальная извилина	нет
15	Предклинье	нет
16	Гиппокамп	нет
17	Мозолистое тело (Колено)	4-2-2
18	Мозолистое тело (Тело/Ствол)	нет
19	Мозолистое тело (Валик)	4-2-2

Заключение

Рассмотрен один из возможных подходов, основанных на использовании аппарата искусственных нейронных сетей, для анализа данных ДТ-МРТ с целью выявления структур мозга наиболее информативных для определения доминирующей патологии при подозрении на *церебральную микроангиопатию* или изолированную болезнь Альцгеймера. Обработана выборка, полученная для 20 пациентов, включающая измерения FA, MD, AxD, RxD для 19 областей мозга, с использованием визуализации исходных данных с помощью самоорганизующихся карт Кохонена. Выделен ряд областей претендентов для построения классификатора доминирующей патологии. Проведена дополнительная проверка для подтверждения выявленных областей с использованием нейронной сети типа многослойный персептрон. Полученные результаты в дальнейшем могут быть уточнены и дополнены в процессе накопления статистики обследования новых пациентов.

Литература

1. Лобзин В.Ю., Киселёв В.Н., Фокин В.А., Емелин А.Ю., Воробьев С.В., Лупанов И.А., Соколов А.В., Ефимцев А.Ю. Применение магнитно-резонансной морфометрии в диагностике болезни Альцгеймера и сосудистых когнитивных нарушений // Вестник российской военно-медицинской академии. – 2013. №3(43). С. 1-7.

2. Магонов Е.П., Катаева Г.В., Трофимова Т.Н. Современные методы автоматического вычисления объема внутричерепного пространства при МРТ-морфометрии головного мозга // Вестник Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого, 2015, №2 (85). С. 98-104.
3. Тишкина А.О. Метод автоматического количественного анализа микрофотографий срезов мозга // Нейрохимия, 2009, том 26, № 4. С. 341-346.
4. Kodama N., Kawase Y., Okamoto K. Application of Texture Analysis to Differentiation of Dementia with Lewy Bodies from Alzheimer's Disease on Magnetic Resonance Images // IFMBE Proceedings, 2016, Vol. 14/3 Track 09, pp. 1444-1446.
5. Китаев С.В., Попова Т.А. Принципы визуализации диффузионного тензора и его применение в неврологии // Анналы неврологии. 2012; 6(1). С. 48–54.
6. Bozzali M, Falini A, Franceschi M, Cercignani M, Zuffi M, Scotti G, Comi G, Filippi M. White matter damage in Alzheimer's disease assessed in vivo using diffusion tensor magnetic resonance imaging. J Neurol Neurosurg Psychiatry. 2002; 72(6): pp.742–746.
7. Пронин И.Н., Фадеева Л.М., Захарова Н.Е., Долгушин М.Б., Подоприга А.Е., Корниенко В.Н. Диффузионная тензорная магнитно-резонансная томография и трактография // Анналы неврологии. 2008; 2(1). С.36–40.
8. Сайт компании BaseGroupLabs, Самоорганизующиеся карты Кохонена — математический аппарат [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/articles/som> (10.10.2018)
9. Kohonen T., Self-Organizing Maps(2-nd edition), Springer, 1997.
10. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. / Пер. с англ. - М.: Вильямс, 2006. 1104 с. (Simon Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Second Edition. Prentice Hall, Inc., 1999. 1104 p.)

Neural network analysis of diffusion-tensor MRI data to determine the dominant pathology of the brain

V.N. Gridin, V.A. Perepelov, V.I. Solodovnikov

Design information technologies Center Russian Academy of Sciences, Odintsovo, Moscow Regions, Russia.

In this paper, neural network analysis of diffusion-tensor magnetic resonance imaging is performed to identify the most informative brain structures for determining the dominant pathology in cases of suspected cerebral microangiopathy or Alzheimer's disease. The data obtained for 19 regions of the brain are studied. They are pre-processed and visualized using Kohonen self-organizing maps. A number of applicant areas for the classifier construction are highlighted. Additional verification to confirm the result obtained is carried out using a multilayer perceptron.

Keywords: diffusion-tensor magnetic resonance imaging; DT-MRI; Alzheimer's disease; cerebral microangiopathy; neural network; Kohonen self-organizing maps; multilayer perceptron.

DOI 10.14357/20718594180404

References

1. Lobzin V.Y., Kiselyov V.N., Fokin V.A., Emelin A.Y., Vorob'yov S.V., Lupanov I.A., Sokolov A.V., Efimcev A.Y. 2013. Primenenie magnitno-rezonansnoj morfometrii v diagnostike bolezni Al'cgejmra i sosudistyh kognitivnyh narushenij [The

- use of magnetic resonance morphometry in the diagnosis of Alzheimer's disease and vascular cognitive impairment] // Vestnik Rossijskoj voenno-meditsinskoj akademii [Bulletin of the Russian Military Medical Academy]. – №3(43). P. 1-7.
2. Magonov E.P., Kataeva G.V., Trofimova T.N. 2015. Sovremennye metody avtomaticheskogo vychisleniya ob'ema vnutrichernogo prostranstva pri MRT-morfometrii golovnogogo mozga [Modern methods of automatic calculation of the volume of the intraocular space during MRI morphometry of the brain] // Zhurnal Vestnik Novgorodskogo gosudarstvennogo universiteta im. Yaroslava Mudrogo [Journal Bulletin of Novgorod State University. Yaroslav the Wise], №2 (85) - P. 98-104.
 3. Tishkina A.O. 2009. Metod avtomaticheskogo kolichestvennogo analiza mikrofotografij srezov mozga [Method for automatic quantitative analysis of micrographs of brain slices] // Nejrohimiya [Neurochemistry], Vol 26, № 4, - P. 341-346.
 4. Kodama N., Kawase Y., Okamoto K. Application of Texture Analysis to Differentiation of Dementia with Lewy Bodies from Alzheimer's Disease on Magnetic Resonance Images // IFMBE Proceedings, 2016, Vol. 14/3 Track 09, pp. 1444-1446.
 5. Kitaev S.V., Popova T.A. 2012 Principy vizualizacii diffuzionnogo tenzora i ego primeneniye v nevrologii [Principles of diffusion tensor visualization and its application in neurology]. Annaly nevrologii [Annals of Neurology]; 6(1): P. 48–54.
 6. Bozzali M, Falini A, Franceschi M, Cercignani M, Zuffi M, Scotti G, Comi G, Filippi M. White matter damage in Alzheimer's disease assessed in vivo using diffusion tensor magnetic resonance imaging. J Neurol Neurosurg Psychiatry. 2002; 72(6): 742–746.
 7. Pronin I.N., Fadeeva L.M., Zaharova N.E., Dolgushin M.B., Podoprigora A.E., Kornienko V.N. 2008. Diffuzionnaya tenzornaya magnitno-rezonansnaya tomografiya i traktografiya [Diffusion tensor magnetic resonance imaging and tractography]. Annaly nevrologii [Annals of Neurology]. 2(1): P. 36–40.
 8. BaseGroup Labs Website. Kohonen Self-Organizing Maps - Mathematical Apparatus. - Available at: <https://basegroup.ru/community/articles/som> (accessed October 10, 2018).
 9. Kohonen T., Self-Organizing Maps(2-nd edition), Springer, 1997.
 10. Ezhov A.A., Shumskij S.A. 1998. Nejrokompyuting i ego primeneniye v ehkonomike i biznese [Neurocomputing and its application in economics and business] – Moscow: MIFI, - 224 p.
 11. P. D. Wasserman, Neural Computing: Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, New York, 1989. 230p.