

УДК 519.234.3
ББК 2.2.22.172

ОБ ОДНОЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДИАГНОСТИКИ ВЕНОЗНЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Веденяпин Д. А.¹, Лосев А. Г.²

(Волгоградский государственный университет, Волгоград)

Изучается задача диагностики заболеваний вен нижних конечностей, в частности, предлагается использовать нейронные сети для классификации наблюдений, полученных методом комбинированной термометрии. Установлено, что нейронные сети являются достаточно эффективным методом диагностики заболеваний по данным комбинированной термометрии, а получаемая точность допускает их использование в экспертных комплексах.

Ключевые слова: нейронные сети, диагностика венозных заболеваний, комбинированная термометрия.

1. Введение

Несмотря на высокий уровень развития математического моделирования, и вычислительной техники, задачи классификации объектов различной природы остаются весьма нетривиальными. Это обусловлено рядом обстоятельств, среди которых и сложность формализации объектов, и проблематичность их описания в количественной шкале, и множество других факторов. Подавляющее большинство исследователей сходится во мнении, что создание универсальной распознающей системы, без приложения к какой-либо реальной задаче, оказывается

¹ Дмитрий Александрович Веденяпин, аспирант
(stmatont@gmail.com).

² Александр Георгиевич Лосев, доктор физико-математических наук, профессор (alexander.losev@volsu.ru).

бесплодной затеей. Значительно более плодотворным является подход, при котором вначале решается реальная практическая задача, а затем применяемые подходы обобщаются на группу проблем, близких первоначальной.

Одним из важнейших видов задач классификации являются проблемы медицинской диагностики. Разработка диагностических технологий на основе интеграции медицинских знаний и различных математических методов искусственного интеллекта для интерпретации и анализа полученных результатов, является крайне актуальной задачей. При этом, зачастую трудности диагностики возникают не из-за дефицита необходимой информации, а из-за отсутствия соответствующих объективных методов ее структуризации, выделения симптом-комплексов, выявления наиболее значимых и существенных признаков того или иного заболевания вен, и т.д. Многие из указанных выше проблем вполне можно решить созданием интеллектуальных аппаратно-программных комплексов. Кроме того отметим, что в настоящее время приоритетными в медицине являются неинвазивные, безопасные как для пациентов, так и для медицинского персонала, способы диагностики. Одним из таких методов является комбинированная термометрия [2, 4, 5, 7], применяемая с диагностическими целями в различных областях медицины (маммология, гинекология, урология, неврология, хирургия и др.) и доказавшая свою высокую информативность и абсолютную безвредность. Однако, скорее всего в силу «молодости», диагностика по данным комбинированной термометрии остается искусством врача, а разработка математических моделей и методов диагностики находится в самом начале пути. Данная работа посвящена изучению проблем диагностики заболеваний вен нижних конечностей по данным комбинированной термометрии.

2. Методика комбинированной термометрии в диагностике венозных заболеваний

В течение последних нескольких лет разрабатывается методика обследования нижних конечностей с помощью комбинированной термометрии (см., [2, 7, 8]). Обследование пациентов проводится посредством последовательного измерения кожной (ИК) температуры и глубокой микроволновой термометрии (РТМ) в 12 симметричных точках, расположенных по задней поверхности обеих голени пациента, в положении пациента «лежа на животе» и «стоя». Точки измерения были выбраны, исходя из анатомического строения голени и внутреннего кровотока ноги, следующим образом (см. рис. 1).

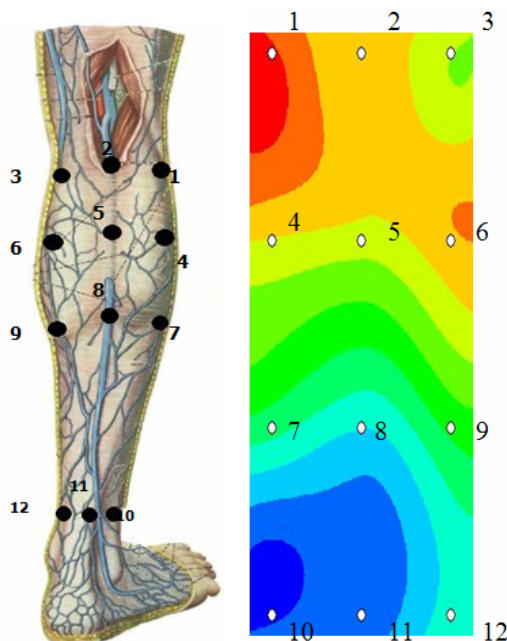


Рис. 1.

Первые три точки расположены: на вершине латеральной головки икроножной мышцы (1), в подколенной ямке (2), на

вершине медиальной головки икроножной мышцы (3). Второй ряд точек расположен: по центру латеральной головки икроножной мышцы (4), между головками икроножной мышцы (5), и по центру медиальной головки икроножной мышцы (6). Третий ряд точек расположен в нижней части икроножной мышцы – латерально (7), в центре (8) и медиально (9). Последние точки измерения температуры находятся на наружной стороне ахиллова сухожилия в области латеральной лодыжки (10), по центру ахиллова сухожилия (11) и по его внутренней поверхности в области медиальной лодыжки (12).

Характер данных групп и выбор точек измерения были определены исходя из ранее накопленного материала и биологических особенностей строения нижних конечностей. После анализа полученной информации, врач ставит диагноз пациенту и, при необходимости, направляет пациента на дальнейшее обследование более дорогостоящими и/или более опасными методами.

При исследовании была создана экспертная база (обучающая выборка) пациентов, которая была разделена на 2 контрольные группы – группу здоровых людей (Норма) и группу больных варикозной болезнью. Группа больных, в свою очередь, была разбита на 3 подгруппы в зависимости от степени заболевания: варикозная болезнь (ВБ), посттромботическая болезнь (ПТБ), острый венозный тромбоз (ОВТ). На каждого исследуемого заполнялась индивидуальная карта, в которую, помимо температурных данных, также была внесена информация о пациенте, температура окружающей среды во время обследования, информация, основанная на осмотре пациента, и пр. После заполнения карт собранная информация вносилась в общую базу данных.

Обучающая выборка состоит из данных на 214 голеней пациентов. Среди них 38 голеней полностью здоровых пациентов, 56 голеней больных ВБ, 12 голеней больных ОВТ, 58 голеней больных ПТБ, 50 здоровых голеней у пациентов со второй больной голенью.

Одним из самых важных этапов при решении задачи нейросетевого прогнозирования является формирование обучающей выборки [1]. Традиционно, для получения входных параметров нейронной сети применяют следующие методы: предварительная обработка входных параметров таким образом, чтобы среднее значение по всему обучающему множеству было близко к нулю, а параметры некоррелированы [12]; предобработка качественных признаков [10, 14]; линейный сдвиг данных в отрезок $[-1, 1]$; проведение нелинейной предобработки; метод пошагового отбора входных параметров. В данной работе предлагается метод использования в качестве дополнительных входных параметров функций от температуры, предоставляющие высокоинформативные качественные признаки заболеваний. Ряд этих функций был предложен врачами-флебологами и был получен ими на основании исследований физиологических особенностей голени нижних конечностей. Например, наличие экстремумов в некоторых точках. Большинство других было получено в результате статистической обработки данных (смотри, например, [2, 8]).

В результате ряда численных экспериментов в качестве входных параметров нейронной сети для диагностики «Здоров/Болен» были выбраны 67 входных параметра:

- температуры в 12 точках голени, полученные датчиком РТМ в положении лежа;
- температуры в 12 точках голени, полученные датчиком ИК в положении стоя;
- 4 условия на наличие боли, отека, кожных изменений;
- 39 функций от температур, описывающих наличие аномально горячих (холодных) зон, асимметрий и других качественных признаков, определяющих наличие патологий в голени.

Для диагностики «Здоров/ВБ/ПТБ/ОВТ» для каждой из четырех нейронных сетей были выбраны свои параметры:

- 26 функций от температур, предоставляющих качественные признаки наличия патологий в голени;

- 10 функций от температур, предоставляющих признаки, характерные для пациентов с диагнозом «ОВТ»;
- 14 функций от температур, предоставляющих признаки, характерные для пациентов с диагнозом «ПТБ»;
- 7 функций от температур, предоставляющих признаки, характерные для пациентов с диагнозом «ВБ».

Отдельно отметим, что выбор величин, таких как температурные экстремумы, наличие боли, «степень» асимметрии и т.д., объясняется их высокой информативностью при диагностике.

3. Нейронная сеть

Для построения нейронных сетей, способных решать задачи диагностирования варикозной болезни, необходимо сформировать их топологии, определить механизм обучения и алгоритм тестирования. Помимо этого, необходимо сформировать обучающую базу данных для проведения процесса обучения нейронной сети.

На основе анализа задачи и была выбрана наиболее популярная в подобных задачах сигмоидальная функция активации [3]. В работе использовалась многослойная полносвязная нейронная сеть, подтвердившую свою применимость в задачах диагностики в медицине (см., например, [3, 11, 12]). Были опробованы различные архитектуры нейронных сетей, так как обычно количество нейронов скрытого слоя подбирается экспериментально [9]. На основании проведенных тестов было принято решение остановиться на модели двухслойной нейронной сети прямого распространения. Обучение нейронной сети производилось одним из наиболее популярных алгоритмов обучения многослойных нейронных сетей – алгоритмом обратного распространения ошибки [6, 13].

Для нахождения оптимальных топологий нейронных сетей был выбран метод перекрестной проверки данных, который был

апробирован в [12]. Суть метода перекрестной проверки данных заключается в том, что из обучающей выборки последовательно исключаются пациенты, затем нейронная сеть последовательно для каждого исключенного пациента обучается на получившейся обучающей выборке и, затем, считается процент верно диагностированных пациентов.

В большинстве случаев в задачах диагностики используется одна нейронная сеть. В данной работе мы предлагаем использовать при дифференциальной диагностике («ПТБ/ОВТ/ВБ/ Здоров») последовательно три нейронные сети. Первая нейронная сеть отделяет голени с диагнозом ПТБ от остальных. Вторая нейронная сеть отделяет голени с диагнозом ОВТ от оставшихся голеней. Третья нейронная сеть отделяет голени с диагнозом ВБ от оставшихся голеней. Оставшимся голеням автоматически ставится диагноз «Здоров». Не очень давно в работе [6] была предложена подобная идея. Отметим, что в нашем случае применение данного метода дало более чем приличные результаты.

Ниже представлены (см. таблицу 1) топологии нейронных сетей показавшие наилучшие средние результаты при описанном выше методе проверки результатов обучения:

Таблица 1. Результаты обучения нейронных сетей

	Диагностика «Здоров / Болен»	Диагностика «ПТБ / ОВТ / ВБ / Здоров»
Количество входных параметров	67	57
Количество выходных параметров	2	2
Число нейронов в первом скрытом слое	4	4
Число нейронов во втором скрытом слое	2	2
Алгоритм обучения	Обратное распространение	Обратное распространение

	Диагностика «Здоров / Болен»	Диагностика «ПТБ / ОВТ / ВБ / Здоров»
Функция активации	Сигмоидаль- ная	Сигмоидаль- ная
Процент верно диагностиро- ванных пациентов	83,3	59

Традиционно, на выходе нейронной сети используется один выходной параметр, на основании анализа которого осуществляется диагностика. В нашем случае для диагностики «Здоров/Болен» предлагается использовать на выходе нейросети двумерный вектор (x_1, x_2) , определяющий диагноз голени пациента: в случае, если $x_1 > x_2$, то предположительный диагноз голени пациента «Здоров», в случае, если $x_2 > x_1$, то предположительный диагноз голени пациента «Болен».

В случае диагностики «Здоров/ВБ/ПТБ/ОВТ» на выходе каждой нейросети также предлагается двумерный вектор (x_1, x_2) , определяющий диагноз пациента. В случае, если набор текущей нейронной сети состоит из двух значений таких, что $x_1 > x_2$, то ставится диагноз, соответствующей текущей нейронной сети, в противном случае управление передается следующей нейронной сети. Если текущая нейронная сеть – последняя, то автоматически ставится диагноз «ОВТ».

4. Результаты

Перечислим основные выводы, которые можно сделать по результатам работы нейронной сети:

1. В случае построения нейронных сетей для диагностики заболевания по данным термометрии различных органов:
 - а. В качестве входных параметров разумно применять функции, учитывающие физиологию органа, и, предоставляющие высокоинформативные диагностические признаки.

Они могут быть получены как в результате экспертного анализа, так и в результате статистической обработки данных.

2. При дифференциальной диагностике, более высокую точность дает комбинация отдельных сетей для каждого заболевания с двумя выходами в каждой сети.
3. Архитектура нейронной сети выбирается экспериментально, что является наиболее широко применяемым способом для задач классификации с помощью нейронных сетей.

В результате обучения описанных выше нейронных сетей методом обратного распространения были получены следующие результаты:

При дифференциальной диагностике («Здоров/ВБ/ПТБ/ОВТ») точность составила 59 %. При диагностике «Здоров/Болен» точность составила 83,3 %.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ по ФЦП «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2007–2012 годы» (госконтракт № 16.513.11.3067)

Литература

1. АВДЕЕВА В.М., КРЮЧКОВА И.Н. *Обработка статистических данных и определение состава входов нейросети в процессе формирования информационной базы для прогнозирования.* // Территория науки. – 2007. – №2(3). – С. 196–204.
2. АНИСИМОВА Е.В., ЗАМЕЧНИК Т.В., ЛОСЕВ А.Г., МАЗЕПА Е.А. *О некоторых характерных признаках в диагностике венозных заболеваний нижних конечностей методом комбинированной термометрии.* // Вестник новых

- медицинских технологий. – 2011. – Т. XVIII., №2. – С. 329–330.
3. АРАВИН О.И. *Применение искусственных нейронных сетей для анализа патологий в кровеносных сосудах.* // Российский журнал биомеханики. – 2011. – Т.5, №3 (53).
 4. ВАЙСБЛАТ А.В. *Радиотермография как метод диагностики в медицине.* – М.: НЦЗД РАМН, 2003. – 80 с.
 5. ВЕСНИН С.Г. *Микроволновая радиотермометрия – национальное достояние России.* // Здоровоохранение. – 2007. – №9. – С. 159–164.
 6. ДУМЛЕР А.А., ПОЛЕЩУК А.Н., БОГДАНОВ К.В., ЧЕРЕПАНОВ Ф.М., ЯСНИЦКИЙ Л.Н. *Опыт создания нейросетевой системы для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний.* // Вестник Пермского университета. – 2011. – Вып. 1(5). – С. 95–101.
 7. ЗАМЕЧНИК Т.В., ЛАРИН С.И., ЛОСЕВ А.Г., ОВЧАРЕНКО Н.С. *Способ комбинированной термометрии и математические модели вероятностной диагностики заболеваний вен нижних конечностей.* // Вестник новых медицинских технологий. – 2009. – Т. XVI., №4. – С. 14–16.
 8. ЛОСЕВ А.Г., СТАВРОВ Т.А. *Об одном алгоритме классификации в методе комбинированной термометрии диагностики венозных заболеваний.* // Естественные и технические науки. – 2011. – №5. – С. 268–270.
 9. МЕДВЕДЕВ В.С., ПОТЕМКИН В.Г. *Нейронные сети. MATLAB 6* – М: Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.
 10. МИРКЕС Е.М. *Нейрокомпьютер: проект стандарта.* – Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН., 1998. – 337 с.
 11. ПЯТАКОВИЧ Ф.А., ЯКУНЧЕНКО Т.И., ХЛИВНЕНКО Л.В., ВАСИЛЬЕВ В.В., МАККОНЕН К.Ф., МАСЛОВА О.В. *Разработка моделей и алгоритмов нейросетевой классификации степени активности автономной нервной системы и оценка их адекватности на обучающей и экзаменационных выборках.* // Фундаментальные исследования. – 2011. – №2 – С. 136–141.

12. СОЛОВОВ В.А., ФРОЛОВА И.Г. *Использование логистических регрессий и нейронных сетей в выявлении рака предстательной железы.* // Сибирский онкологический журнал. – 2006. – №1. – С. 14–17.
13. ХАЙКИН С. *Нейронные сети. Полный курс.* – М.: Вильямс, 2006. –995 с.
14. ЦАРЕГОРОДЦЕВ В.Г. *Оптимизация предобработки данных: константа Липшица обучающей выборки и свойства обученных нейронных сетей.*// Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2003. – №7. – С. 3–8.

NEURAL NETWORKS IN VASCULAR DISEASES DIAGNOSIS

Dmitriy Vedenyapin, Volgograd State University, Volgograd, P.G. (dima.vedenyapin@gmail.com).

Alexander Losev, Volgograd State University, Volgograd, Doctor of Science, professor (alexander.losev@volsu.ru).

Abstract: We consider the problem of vascular diseases diagnosis and suggest using neural networks for classification of combined thermometry observation results. We show that neural networks are an efficient method of vascular disease diagnosis. The accuracy of this method allows using neural networks in expert systems.

Keywords: Neural networks, vascular diseases diagnosis, combined thermometry.

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии Д. А. Новиковым*