

2. Корневский Н.А. Метод анализа сигналов произвольной формы путем их разложений по точкам переключений // Известие ВУЗов. Приборостроение. 1986. Т. 30. № 12. С. 3-7.
3. Яцун С.Ф., Бойцов А.В. Нечеткая оценка функционального резерва человека // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение». № 2. Ч. 3. С. 271-276.
4. Корневский Н.А. Синтез нечетких сетевых моделей, обучаемых по структуре данных, для медицинских энергетических систем // Медицинская техника. 2008. № 2. С. 18-24.
5. Корневский Н.А., Рябкова Е.Б. Метод синтеза нечетких решающих правил для оценки состояния сложных систем по информации о геометрической структуре многомерных данных // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2011. Т. 7. № 8. С. 128-136.
6. Корневский Н.А., Филлист С.А., Устинов А.Г., Рябкова Е.Б. Геометрический подход к синтезу нечетких решающих правил для решения задач прогнозирования и медицинской диагностики // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. № 4. С. 20-25.
7. Корневский Н.А. Буняев В.В. Метод синтеза двумерных классификационных пространств // Известия ВУЗов. Приборостроение. 2005. Т. 48. № 2. С. 35-38.

Евгений Николаевич Коровин,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра системного анализа и управления  
в медицинских системах,  
ФГБОУ ВПО «Воронежский государственный  
технический университет»,  
г. Воронеж,  
Сергей Викторович Дегтярев,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра информационных систем и технологий,  
Александр Александрович Бурмака,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра биомедицинской инженерии,  
Леонид Васильевич Шульга,  
д-р мед. наук, профессор,  
кафедра охраны труда и окружающей среды,  
ФГБОУ ВПО «Юго-Западный  
государственный университет»,  
г. Курск,  
e-mail: kstu-bmi@yandex.ru

*Н.А. Корневский, Р.А. Томакова, С.П. Серегин, А.Ф. Рыбочкин*

## Нейронные сети с макрослоями для классификации и прогнозирования патологий сетчатки глаза

### Аннотация

Для прогнозирования и дифференциальной диагностики заболеваний сосудов глазного дна предложено использовать нейронные сети с макрослоями, использующие для диагностических заключений  $K$  групп информативных признаков и включающие в себя  $K + 1$  макрослой, отличающиеся тем, что в каждом макрослое содержится столько нейронных сетей, сколько классов заболеваний выделяет нейронная сеть с макрослоями, а число нейронов в первом слое каждой нейронной сети  $K$  первых макрослоев определяется размерностью признакового пространства, закрепленного за данным макрослоем, в то время как число нейронов в нейронных сетях последнего макрослоя определяется числом групп информативных признаков, используемых для диагностики сосудистых патологий глазного дна.

Исследования, проведенные на репрезентативных контрольных выборках, показали, что предлагаемые правила прогноза и дифференциальной диагностики степени тяжести тромбозов центральной вены сетчатки и ее ветвей обеспечивают уверенность в правильном принятии решений на уровне 0,9.

Для надежной постановки диагноза или прогноза сосудистой патологии сетчатки глаза необходимо, кроме извилистости сосудов, анализировать ряд других факторов, среди которых целесообразно выделить величину артериального давления; наличие атеросклероза; группу признаков, получаемых в результате опроса пациента; группу признаков, получаемых в результате осмотра и инструментальных исследований пациента [1].

Таким образом, на входе сетевой модели анализа и классификации сосудистой патологии глазного дна имеем некоторую совокупность групп информативных признаков, полученных в результате использования различных методик и технологий диагностики, которые необходимо интегрировать в единую сетевую структуру классификации.

Технология анализа патологических образований на изображении глазного дна включает в себя два этапа. На первом этапе, согласно теоретическим положениям, обоснованным в [2], выделяются центральные линии сосудов сетчатки, определяющие множество пикселей, по которым строятся контуры минимальной толщины. На втором этапе необходимо проверить гипотезу о принадлежности сосудов сетчатки к определенному классу. Гипотеза, как правило, двухальтернативная, поэтому при исследовании изображения на наличие патологических отклонений принимается бинарное решение:

изображение принадлежит к искомому классу (патологии или морфологическому образованию) или не принадлежит.

Для формализации процесса классификации выделенной патологии необходимо исследуемому сегменту изображения поставить в соответствие вектор информативных признаков, коррелируемый с искомой патологией или морфологическим образованием. Определив множество векторов информативных признаков, соответствующее выбранной совокупности методик и технологий диагностики, строим классифицирующие модели, позволяющие принять диагностическое решение.

Использование многослойных перцептронов для классификации таких данных является затруднительным в связи с тем, что дополнительное обучение многослойного перцептрона в некоторой области признакового пространства, например по группе признаков «опрос», приводит к потере обученного состояния в другой рабочей области нейронной сети, например по группе признаков «осмотр», что не позволяет использовать этот тип нейронных сетей в задачах реального времени. Поэтому при проектировании нейронных сетей для классификации сосудистых заболеваний сетчатки используем нейронные сети с макрослоями (НСМ).

Остановимся более подробно на структурно-функциональной организации НСМ, предназначенной для постановки диагноза на основе анализа изображений микроскопических фо-

тографий сетчатки глаза. Принятие решений осуществляется на основе анализа множества групп информативных признаков, полученных посредством различных методик и технологий диагностики. За каждую патологию  $l$ , определяемую по  $k$ -й группе информативных признаков, отвечает нейронная сеть прямого распространения  $NET_{lk}$ . Если выделяются  $L$  заболеваний сетчатки ( $L$  классов объекта), то для каждой группы информативных признаков  $\bar{t}_k$  получаем макрослой, содержащий столько нейронных сетей прямого распространения, сколько заболеваний сосудов сетчатки выделяется данной НСМ. Число макрослоев определяется числом групп информативных признаков  $K$ , используемых для диагностики. Так как решения о принадлежности к заданному заболеванию сетчатки принимаются в каждом из  $K$  слоев НСМ, она должна иметь  $K + 1$  слой. Выходной слой предназначен для агрегирования решений, принимаемых в каждом слое, и тоже выполняется в виде макрослоя нейронных сетей прямого распространения.

Структурная схема НСМ, выполняющая все вышеперечисленные функции, представлена на рис. 1.

Каждая нейронная сеть в макрослоях настраивается по алгоритму обратного распространения ошибки. Вначале настраиваются нейронные сети в  $K$  первых слоев. После их настройки осуществляется настройка нейронных сетей выходного слоя.

Для работы НСМ необходима база данных, в которой выделено три блока: база изображений, база моделей нейронных сетей и база обучающих выборок. База изображений содержит либо изображения, которые необходимо анализировать, либо изображения, предназначенные для формирования обучающих выборок.

База моделей нейронных сетей формируется в процессе настройки нейронных сетей в соответствующих слоях НСМ.

Для заполнения полей записей второго уровня [для обучения ( $K + 1$ )-го макрослоя] необходимо, чтобы на входы нейронных сетей  $K$  первых слоев поступали данные, хранящиеся в соответствующих полях первой записи и имеющие один и тот же класс заболеваний.

Выходные значения нейронных сетей  $K$  первых макрослоев записываются в соответствующие поля второй записи.

После того как такая процедура выполнена для всех записей первого уровня, полагаем, что обучающая выборка для выходного макрослоя сформирована. Следовательно, процессы получения модели НСМ и формирования обучающей выборки совмещены.

Результаты оценки качества работы НСМ проверялись на задачах прогноза/диагностики стадий тромбозов центральной вены сетчатки и ее ветвей (ТЦВСив). Отобранные 100 человек имели 80 % факторов риска из выбранного нами перечня и наблюдались в течение 8 лет. Через 4-4,5 года у 93 человек наблюдалось наличие претромбоза и начинающегося тромбоза, подтвержденных объективным анализом картины глазного дна, полученной с помощью приборов «Ретинофот 210» фирмы «Carel-Zeiss Jena», ретинальная камера «Топкон».

Таким образом, оценка вероятности правильного прогноза составляет 0,93 при одновременном наличии большинства факторов риска.

Для претромбоза объем контрольной выборки составил 125 человек, для начинающегося тромбоза – 95 человек, для неполного тромбоза – 98 человек.

Результаты контрольной проверки качества классификации на контрольной выборке в сравнении с экспертными оценками уверенности в принимаемых решениях приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты оценки качества правил прогноза и дифференциальной диагностики стадий ТЦВСив

Оценка	Стадия	Прогноз	Претромбоз	Начинающийся тромбоз	Неполный тромбоз	Полный тромбоз
Объем контрольной выборки		100	125	95	105	98
Экспертная оценка уверенности		0,9	0,92	0,95	0,98	0,98
Оценка вероятности правильной классификации		0,93	0,9	0,96	0,95	0,97

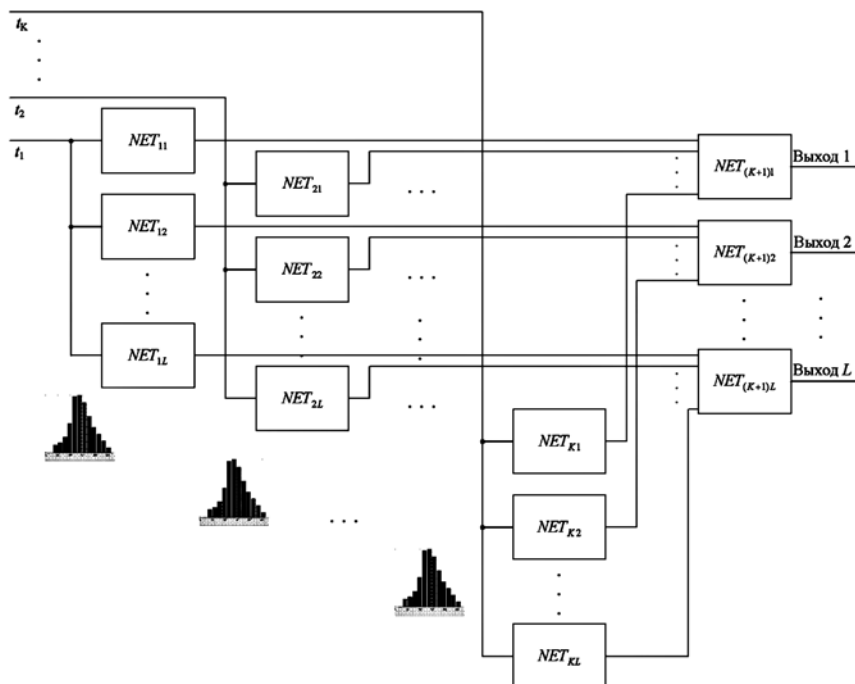


Рис. 1. Структурная схема нейронной сети с макрослоями, предназначенной для анализа изображения сетчатки глазного дна; на вход нейронных сетей одного и того же макрослоя в режиме классификации подается один и тот же сигнал (используются нейронные сети блочного типа)

Анализ *табл. 1* показывает, что результаты испытаний на контрольных выборках в рамках допустимой погрешности (около 3 %) практически совпадают с результатами экспертного оценивания, что позволяет сделать выводы о целесообразности использования полученных прогностических и диагностических правил для решения задач рационального управления лечебно-профилактическими мероприятиями при предупреждении и лечении тромбозов центральной вены сетчатки глаза и ее ветвей.

## Заключение

Для прогнозирования и дифференциальной диагностики заболеваний сосудов глазного дна предложено использовать нейронные сети с макрослоями, использующие для диагностических заключений  $K$  групп информативных признаков и включающие в себя  $K + 1$  макрослой, отличающиеся тем, что в каждом макрослое содержится столько нейронных сетей, сколько классов заболеваний выделяет нейронная сеть с макрослоями, а число нейронов в первом слое каждой нейронной сети  $K$  первых макрослоев определяется размерностью признакового пространства, закрепленного за данным макрослоем, в то время как число нейронов в нейронных сетях последнего макрослоя определяется числом групп информативных признаков, используемых для диагностики сосудистых патологий глазного дна.

Для того чтобы настроить нейронную сеть для прогнозирования и диагностики тромбоза вен сосудов сетчатки глаза и ее ветвей, необходимо провести дополнительный разведочный анализ в выделенных группах информативных признаков и получить нелинейные отображения для первого скрытого слоя нейронных сетей.

Проведены испытания разработанной автоматизированной системы на примере прогнозирования и дифференциальной диагностики степени тяжести тромбоза вен сосудов сетчатки глаза и ее ветвей. Исследования, проведенные на репрезентативных контрольных выборках, показали, что предлагаемые

правила прогноза и дифференциальной диагностики степени тяжести тромбозов центральной вены сетчатки глаза и ее ветвей обеспечивают уверенность в правильном принятии решений на уровне 0,9.

*Исследования выполнены при поддержке федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 гг., проект «Гибридные технологии анализа и классификации сложноструктурируемых изображений для медицинских приложений».*

## Список литературы:

1. Кацнельсон Л.А., Бунин А.Я., Форофонова Т.И. Сосудистые заболевания глаз. – М.: Медицина, 1990. 268 с.
2. Томакова Р.А., Филлист С.А., Брежнева А.Н. Спектральный анализ сегментов изображения глазного дна для количественной оценки сосудистой патологии // Биомедицинская радиоэлектроника. 2009. № 6. С. 15-18.

*Николай Алексеевич Корневский,  
д-р техн. наук, профессор,  
зав. кафедрой,*

*Римма Александровна Томакова,  
канд. техн. наук, доцент,*

*Станислав Петрович Серегин,  
д-р мед. наук, профессор,*

*кафедра биомедицинской инженерии,  
Анатолий Федорович Рыбочкин,  
д-р техн. наук, профессор,*

*кафедра конструирования и технологии  
электронно-вычислительных средств,*

*ФГБОУ ВПО «Юго-Западный  
государственный университет»,*

*г. Курск,*

*e-mail: kstu-bmi@yandex.ru*

*А.А. Бурмака, И.И. Волков, В.А. Иванов, В.И. Серебровский*

## Вероятностные нейронные сети с макрослоями в системах поддержки принятия решений по дифференциальной диагностике сердечно-сосудистых заболеваний

### Аннотация

Для повышения качества прогнозирования и диагностики ряда распространенных сердечно-сосудистых заболеваний предлагается использовать вероятностную нейронную сеть с макрослоями. В нейронной сети используются два макрослоя. В основе первого макрослоя лежит стандартная вероятностная сеть, построенная на байесовском формализме. Второй макрослоем построен на основе нечеткой логики принятия решений и осуществляет классификацию по двум классам.

Сеть применяется для дифференциальной диагностики сердечно-сосудистых заболеваний. Оценка субъективных вероятностей альтернативных гипотез выражается либо в баллах, либо в процентах. При этом эксперт имеет возможность оценить вероятность нулевой гипотезы на фоне известных апостериорных вероятностей альтернативных гипотез.

В процессе дифференциальной диагностики сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ) возникает необходимость в оценке вероятностей альтернативных гипотез, которая выражается либо в баллах, либо в процентах. При этом эксперт имеет возможность оценить вероятность нулевой гипотезы на фоне известных апостериорных вероятностей альтернативных гипотез. Сравнение таких вероятностей дает ценную информацию при управлении как профилактическими мероприятиями, так и диагностическими исследованиями.

Например, сочетанное поражение артерий в различных бассейнах кровообращения обладает взаимоотношающим влиянием. Артериальная гипертензия оказывает значимое влияние на прогрессирование атеросклероза, развитие хронических нарушений мозгового кровообращения, ишемическую болезнь сердца. Таким образом, информация, в том числе и нечеткая, о наличии или отсутствии той или иной патологии

может быть использована лицом, принимающим решение (ЛПР), в качестве маркера при диагностике одного или нескольких заболеваний.

Структура принятия решения при выбранной схеме диагностики представлена на *рис. 1*. Она включает в себя совокупность независимых модулей классификации, которые анализируют одни и те же признаки, но заключения дают только по одному, специфичному для каждого модуля заболеванию. В качестве дополнительных признаков каждый модуль классификации использует заключения других модулей.

Достоинство такой структуры состоит в том, что она оказывается работоспособна при неработоспособности одного или нескольких модулей классификации, применяемых ЛПР при принятии решения. При этом ЛПР использует ту базу решающих правил, которая соответствует располагаемой им информации, т. е. фактическим пространством информативных при-