

Анотація. У статті була запропонована методика розпізнавання стану артерій ока, заснована на моделі тиску потоку крові через артерію очного аналізатора, і нейромережевої моделі прогнозу стану артерій ока, що налагоджується за допомогою генетичного алгоритму. Для створення другої моделі виконувалося формування вектора ознак; формування еталонів; синтез структури нейромережі та математичної моделі; адаптація значень ознак еталонів і структури нейромережі за допомогою генетичного алгоритму. Для запропонованої методики наводяться результати чисельного дослідження.

Ключові слова: методика розпізнавання стану артерій ока, імовірнісна нейромережа, генетичний алгоритм, моделі тиску потоку крові, показник якості, формування еталонів.

Аннотация. В статье была предложена методика распознавания состояния артерий глаза, которая основана на модели давления потока крови через артерию глазного анализатора, и нейросетевой модели прогноза состояния артерий глаза, настраиваемой посредством генетического алгоритма. Для создания второй модели выполнялось формирование вектора признаков; формирование эталонов; синтез структуры нейросети и ее математической модели; адаптация значений признаков эталонов и структуры нейросети посредством генетического алгоритма. Для предложенной методики приводятся результаты численного исследования.

Ключевые слова: методика распознавания состояния артерий глаза, вероятностная нейросеть, генетический алгоритм, модели давления потока крови, показатель качества, формирование эталонов.

Abstract. The method of recognition of a state of arteries of an eye which is based on the pressure stream blood model through the eye analyzer artery and neural network forecasting model of a state of arteries of an eye adjusted by means of genetic algorithm has been offered in the article. For creation of the second model formation of a vector of features was carried out; patterns formation; synthesis of a neural network structure and the mathematical model; adaptation of patterns values features and structure of a neural network by means of genetic algorithm. For the offered method the results of numerical research are given.

Keywords: a method of recognition of a state of arteries of an eye, probability neural network, genetic algorithm, pressure stream blood models, quality index, formation of patterns.

1. Введение

Актуальность. В современной мировой практике активно ведутся разработки гибридных интеллектуальных систем, связанных с оценкой физиологического состояния человека. Одним из важных направлений этих исследований является анализ зрительного анализатора человека.

Состояние вопроса. Существующие зависимости между показателями состояния сетчатки и артерий глаза в настоящее время формализованы неполно [1–5]. С другой стороны, для повышения вероятности правильного диагностирования и повышения скорости принятия решения требуется разработка математической модели распознавания состояния артерий глаза. В современных исследованиях для диагностики состояния глаза человека не используются интеллектуальные технологии (например, нейронные сети и генетические алгоритмы) и законы гидравлики, связанные с оценкой энергии потока жидкости через сосуд [1–5].

Постановка задачи. Разработать методику распознавания состояния артерий глаза, основанную на модели давления потока крови через артерию глазного анализатора, и ней-

росетевой модели прогноза состояния артерий глаза, настраиваемой посредством генетического алгоритма.

2. Основная часть

Методики распознавания состояния артерий глаза включает в себя следующие этапы:

1. Разработка модели давления потока крови через артерию глаза.
2. Разработка модели прогноза состояния артерий глаза на основе сканирующей лазерной поляриметрии и цветового Допплеровского изображения:
 - формирование вектора признаков;
 - формирование эталонов;
 - синтез структуры нейросети и ее математической модели;
 - адаптация значений признаков эталонов и структуры нейросети посредством генетического алгоритма.
3. Численное исследование.

3. Модель давления потока крови через артерию глазного анализатора

Полное давление потока крови через артерию глазного анализатора определено в виде

$$p_n = p_d + p_c, \quad (1)$$

где p_d – динамическое давление;

p_c – статическое давление.

Динамическое давление потока определено в виде

$$p_d = \frac{\alpha \rho v^2}{2}, \quad (2)$$

где v – средняя скорость потока;

ρ – плотность крови;

ω – живое сечение (при равномерном или плавно изменяющемся движении крови живое сечение является плоским и равно площади поперечного сечения потока);

α – коэффициент Кориолиса (например, для ламинарного потока $\alpha = 2$, для равномерного турбулентного потока $\alpha = 1 \div 1,13$).

Для выбора коэффициента Кориолиса α определяется режим движения крови, используя число Рейнольдса [6]:

$$Re = \frac{vd}{\nu}. \quad (3)$$

Если $Re < Re_{табл}$, то режим ламинарный, иначе турбулентный.

Определим среднюю скорость потока в виде

$$v = \frac{Q}{\omega}, \quad (4)$$

где Q – объемный расход крови, проходящий через живое сечение.

Объемный расход крови можно рассчитать по закону Пуазейля:

$$Q = \frac{\pi \Delta p d^4}{128 \nu \rho g l}, \quad (5)$$

где ν – кинематическая вязкость крови;

d – диаметр артерии;

l – длина потока;

Δp – потеря давления (разность давлений в двух сечениях).

Статическое давление потока:

$$p_c = p + \rho g z, \quad (6)$$

где z – вертикальное расстояние от центра тяжести живого сечения до плоскости отсчета,

p – давление в центре тяжести живого сечения;

$g = 9,81$.

Тогда на основе (1) – (6) получим модель полного давления потока крови:

$$p_n = \frac{\alpha \rho}{2\omega^2} \left(\frac{\pi \Delta p d^4}{128 \nu \rho g l} \right)^2 + p + \rho g z. \quad (7)$$

Показатель качества будет представлен в виде

$$F = \frac{1}{T} \int_0^T (p_{норма}(t) - p_n(t))^2 dt \rightarrow \min. \quad (8)$$

Если $F \rightarrow \max$, то в этом случае наблюдается дефект артерии.

Практическое применение данной модели заключается в следующем. Датчики артериального давления, установленные на зрительный анализатор, позволяют измерить p и вычислить Δp , параметры ν , ρ , ω , α , l , d , z известны. После чего рассчитывается (7) и осуществляется оценка (8).

Далее рассмотрим другой подход, использующий модель прогноза состояния артерий глаза на основе сканирующей лазерной поляриметрии и цветового Допплеровского изображения.

4. Формирование вектора признаков

Сетчаточная толщина слоя зрительного нерва анализируется путем сканирующей лазерной поляриметрии (SLP). Состояние артерий глаз (ретробульбарная гемодинамика) оценивается на основе цветового Допплеровского изображения (CDI). Стандартные показатели CDI (признаки x1-x12) и SLP (признаки x13-x14) приведены в табл. 1.

Таблица 1. Стандартные показатели CDI и SLP

Обозначение	Стандартные показатели CDI и SLP
x1	Пиковая систолическая скорость в глазной артерии
x2	Конечно-диастолическая скорость в глазной артерии
x3	Показатель пульсации в глазной артерии
x4	Показатель удельного сопротивления в глазной артерии
x5	Пиковая систолическая скорость в центральной сетчаточной артерии
x6	Конечно-диастолическая скорость в центральной сетчаточной артерии
x7	Показатель пульсации в центральной сетчаточной артерии
x8	Показатель удельного сопротивления в центральной сетчаточной артерии
x9	Пиковая систолическая скорость в короткой последующей реснитчатой артерии
x10	Конечно-диастолическая скорость в короткой последующей реснитчатой артерии

x11	Показатель пульсации в короткой последующей реснитчатой артерии
x12	Показатель удельного сопротивления в короткой последующей реснитчатой артерии
x13	Толщина слоя зрительного нерва
x14	Показатель зрительного нерва

5. Формирование эталонов

После определения численных значений компонент векторов признаков формируются эталоны вида

$$E_i = (m_i, C_i), \quad (9)$$

$$m_i = (m_{i1}, \dots, m_{iN}), \quad C_i = \text{diag}(\sigma_{i1}^2, \dots, \sigma_{iN}^2),$$

где m_i – вектор математических ожиданий размерности N ;

C_i – диагональная ковариационная матрица размерности $N \times N$;

N – длина определенного вектора признаков.

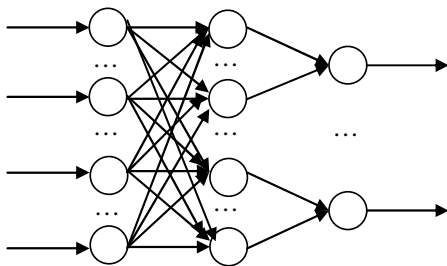


Рис. 4. Структура вероятностной нейросети

6. Синтез структуры нейросети и ее математической модели

Сформированные эталоны поступают в нейросеть, для которой определяется количество слоев и нейронов в слоях, соответствующих эталонам, т.е. происходит фиксация эталонов в структуре нейросети. В качестве нейросети выбран вариант вероятностной сети с двумя слоями (рис. 1) [7–8], реализованный в пакете Matlab.

Нейроны входного слоя соответствуют признакам речевого сигнала, нейроны скрытого слоя – эталонам, нейроны выходного слоя – состояниям артерий глаза (например, до начала лечения, во время лечения, после завершения лечения). Для каждого человека используется своя нейросеть.

Модель нейросети представлена в виде

$$y_j = f_j(x) = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_{ij} G_i(x), \quad w_{ij} \in \{1, 0\}, \quad j \in \overline{1, N^{(2)}}, \quad (10)$$

где $G_i(x)$ является многомерным распределением Гаусса:

$$G_i(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \det C_i}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - m_i)^T C_i^{-1} (x - m_i)\right), \quad (11)$$

где x – входной вектор признаков размерности N ;

N – количество нейронов входного слоя;

$N^{(1)}$ – количество нейронов в первом слое;

$N^{(2)}$ – количество нейронов во втором слое.

7. Адаптация значений признаков эталонов и структуры нейросети посредством генетического алгоритма

В связи с тем, что состояния артерий глаза могут изменяться с течением времени, предусматривается наличие набора эталонов одного человека на одно и то же состояние.

Для уменьшения трудоемкости адаптации структуры вероятностной сети (количества нейронов в первом слое $N^{(1)}$), численных значений компонент векторов m_i и матриц C_i в работе используется генетический алгоритм.

В статье предлагается следующая адаптация структуры нейросети. Вначале генетический алгоритм обрабатывает при минимальном количестве нейронов первого слоя. Если полученное решение не удовлетворяет заданному критерию (фитнес-функции), осуществляется последовательное увеличение нейронов первого слоя. Полученная в результате адаптации структура нейросети удовлетворяет критерию быстрогодействия, который для данного случая означает выбор такого количества нейронов первого слоя $N^{(1)}$, которое доставляет минимум времени прогноза по модели (10).

$$F = T \rightarrow \min_{N^{(1)}}. \quad (12)$$

Генетический алгоритм включает в себя следующие блоки [9–10]:

- представление особей и создание исходной популяции;
- фитнес-функция;
- оператор репродукции (селекции);
- оператор кроссинговера (кроссовера, рекомбинации);
- оператор мутации;
- оператор редукции;
- условие останова.

Представление особей и создание исходной популяции

Выбраны вещественные (действительные) гены в силу следующих причин:

- возможность поиска в больших пространствах, что трудно делать в случае двоичных генов, когда увеличение пространства поиска сокращает точность решения при неизменной длине хромосомы;
- способность к локальной настройке решений;
- отсутствие операций кодирования/декодирования, которые необходимы для двоичных генов, повышает скорость работы алгоритма;
- близость к постановке большинства прикладных задач (каждый вещественный ген отвечает за одну переменную или параметр, что невозможно в случае двоичных генов).

В качестве хромосомы, которая отражает характеристики артерий глаза и представляет s -ю особь популяции $H = \{h_s\}$, выступают численные значения компонент векторов m_i и матрицы C_i .

$$h_s = ((lx_{11} + s * \Delta m_{11}, \dots, lx_{1N} + s * \Delta m_{1N}), \dots, (lx_{N^{(1)1}} + s * \Delta m_{N^{(1)1}}, \dots, lx_{N^{(1)N}} + s * \Delta m_{N^{(1)N}}), \quad (13)$$

$$(lx_{11} + s * \Delta \sigma_{11}, \dots, lx_{1N} + s * \Delta \sigma_{1N}), \dots, (lx_{N^{(1)1}} + s * \Delta \sigma_{N^{(1)1}}, \dots, lx_{N^{(1)N}} + s * \Delta \sigma_{N^{(1)N}})), \quad s \in \overline{1, |H|},$$

$$\Delta m_{ik} = \frac{rx_{ik} - lx_{ik}}{|H|}, \quad \Delta \sigma_{ik} = \frac{rx_{ik} - lx_{ik}}{|H|}, \quad k \in \overline{1, N},$$

где $|H|$ – мощность популяции;

lx_{ik}, rx_{ik} – левая и правая границы значений k -го признака.

Фитнес-функция

В качестве фитнес-функции (функционала цели, показателя качества) в статье предлагается использовать один из двух критериев:

1. Критерий надежности, который для данного случая означает выбор таких значений компонент векторов m_i и матриц C_i , которые доставляют максимум вероятности правильного распознавания (отношения количества неправильно распознанных состояний артерии по модели (нейросети) к их общему количеству).

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P I(\arg \max_j y_{jp}, \arg \max_j d_{jp}) \rightarrow \max_{m_i, C_i}; \quad (14)$$

$$I(a, b) = \begin{cases} 1, & a = b \\ 0, & a \neq b \end{cases}$$

где y_{jp} – выходы, полученные по нейросети;

d_p – желаемые выходы;

P – количество тестовых реализаций.

2. Критерий точности, который для данного случая означает выбор таких значений компонент векторов m_i и матриц C_i , которые доставляют минимум среднеквадратичной ошибки отклонения от оптимальной траектории (разности выхода по нейросети и желаемого выхода).

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N^{(2)}} (y_{jp} - d_{jp})^2 \rightarrow \min_{m_i, C_i}. \quad (15)$$

Оператор репродукции

В качестве оператора репродукции, который позволяет отобрать лучшие особи, т.е. значения компонент векторов m_i и матриц C_i , удовлетворяющие (14) или (15), для повышения скорости сходимости, в статье используется пропорциональный отбор (рулетка).

Число копий для каждой s -й особи (определенных численных значений компонент векторов m_i и матрицы C_i) зависит от величины ее фитнес-функции и определяется в виде

$$V_s = \text{round} \left(\frac{F(h_s)}{\sum_{q=1}^{|H|} F(h_q)} |H| \right), \quad s \in \overline{1, |H|}. \quad (16)$$

Оператор кроссинговера

В качестве оператора кроссинговера, который скрещивает две хромосомы из множества отобранных оператором репродукции (16), т.е. комбинирует определенные численные значения компонент векторов m_i и матрицы C_i , удовлетворяющих (14) или (15), в статье используется дискретная рекомбинация.

Обе хромосомы выбираются случайно. Затем для каждого гена хромосомы с равной вероятностью выбирается первый или второй родитель. Осуществляется скрещивание, и производятся два потомка. Вероятность кроссинговера – 0,5.

Оператор мутации

После кроссинговера для обеспечения разнообразия хромосом, т.е. значений компонент векторов m_i и матрицы C_i , для поиска глобального экстремума (14) или (15) используется оператор мутации.

Случайно выбирается хромосома. Затем случайно выбирается математическое ожидание или среднее квадратичное отклонение из этого вектора (ген хромосомы), к которому добавляется шаг мутации Δ .

В статье для вычисления шага мутации используется алгоритм имитации отжига:

$$\Delta = \begin{cases} (\max h_{sj} - h_{sj}) \left(1 - r \left(\frac{1-t}{1} \right)^2 \right), & r \geq 0 \\ (h_{sj} - \min h_{sj}) \left(1 - (-r) \left(\frac{1-t}{1} \right)^2 \right), & r < 0 \end{cases}, \quad (17)$$

где $\max h_{sj}, \min h_{sj}$ – максимальное и минимальное значения j -го гена s -й хромосомы;

t – номер итерации;

T – максимальное количество итераций;

r – случайное число, $r \in [-1, 1]$.

Для этого алгоритма вероятность мутации уменьшается с количеством итераций

$$P_m = P_0 \exp(-1/t), \quad (18)$$

где $P_0 = 0,05 \div 0,1$

Оператор редукции

В качестве оператора редукции, который позволяет выбрать особи, т.е. значения компонент векторов m_i и матриц C_i , из множества, полученного объединением исходной популяции с результатами кроссинговера и мутации, в статье используется селекционная схема.

Старые и новые особи объединяются в одно множество (популяцию) и упорядочиваются по убыванию значения фитнес-функции. Отбираются первых $|H|$ особей.

Условие останова

В статье предлагается следующее условие завершения генетического алгоритма:

$$1 - \max_s F(h_s) < \varepsilon \vee t \geq T. \quad (19)$$

Значения ε и T вычисляются экспериментально.

Результатом работы генетического алгоритма является особь (значения компонент векторов m_i и матриц C_i) h_{s^*} , $s^* = \arg \max_s F(h_s)$.

8. Численное исследование

Для сопоставления разработанной вероятностной нейросети (PNN) с многослойным персептроном (MLP) и радиально-базисной сетью (RBF) было проведено численное исследование. Длина тестовой выборки определялась как $N = 100$.

Количество нейронов в первом слое для MLP и RBF определяется согласно условию [11]:

$$\left[\frac{N^{(2)} \cdot N}{1 + \log_2 N} \right] \leq N^{(1)} \leq \left[N^{(2)} \left(\frac{N}{N^{(2)}} + 1 \right) (N^{(0)} + N^{(2)} + 1) + N^{(2)} \right],$$

причем $N^{(1)}$ выбиралось как среднее значение.

Для PNN количество нейронов в первом слое определяется с помощью генетического алгоритма и удовлетворяет показателям качества (12) и (14).

Структура PNN, MLP и RBF определена в табл. 2.

Таблица 2. Вероятность правильного прогноза

Количество нейронов в слоях	PNN	MLP	RBF
Слой 0	14	14	15
Слой 1	100	2478	2478
Слой 2	3	3	3

ноза имеет вероятностная сеть.

Таблица 3. Вероятность правильного прогноза

Название нейросети	Вероятность правильного прогноза, %
PNN	98
MLP	85
RBF	80

ного анализатора, созданную в соответствии с законами гидравлики, и нейросетевой модели прогноза состояния артерий глаза, настраиваемой посредством генетического алгоритма. При принятии решения о состоянии артерий глаза обе предложенные модели могут применяться параллельно. Разработанная методика позволяет повысить вероятность и скорость принятия решения.

Практическое значение. Основные положения данной работы предназначены для подсистемы диагностики физиологического состояния человека.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Acute IOP elevation with scleral suction: effects on retrobulbar haemodynamics / A. Harris, K. Joos, M. Kay [et al.] // *British Journal of Ophthalmology*. – 1996. – Т. 80, N 12. – P. 1055 – 1059.
2. The Effect of Dehydration and Fasting on Ocular Blood Flow / U.U. Inan, A. Yucel, S.S. Ermis [et al.] // *Journal of Glaucoma*. – 2002 – Т. 11, N 5. – P. 411 – 415.
3. Съём и обработка биоэлектрических сигналов: уч. пособие / Под ред. К.В. Зайченко. – СПб: СПбГУАП, 2001. – 140 с.
4. Шамшинова А.М. Функциональные методы исследования в офтальмологии / А.М. Шамшинова, В.В. Волков. – М.: Медицина, 1999. – 416 с.
5. Penkala K. Analysis of bioelectrical signals of the human retina (PERG) and visual cortex (PVEP) evoked by pattern stimuli / K. Penkala // *Bulletin of the Polish Academy Of Sciences Technical Sciences*. – 2005. – Vol. 53, N 3. – P. 223 – 229.
6. Гейер В.Г. Гидравлика и гидропривод: уч. для вузов / Гейер В.Г., Дулин В.С., Заря А.Н. – М.: Недра, 1991. – 331 с.
7. Specht D.F. Probabilistic neural networks / D.F. Specht // *Neural Networks*. – 1990. – Vol. 3. – P. 109 – 118.
8. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.
9. Mitchell M. An introduction to genetic algorithms / Mitchell M. – London: A Bradford Book The MIT Press, 1999. – 158 p.
10. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений: уч. пособие / Скобцов Ю.А. – Донецк: ДонНТУ, 2008. – 326 с.
11. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
12. Слесорайтите И. Методика диагностики зрительного аппарата водителя / И. Слесорайтите, Е.Е. Федоров // *Вестник Донецкого института автомобильного транспорта*. – 2009. – № 2. – С. 26 – 32.

Стаття надійшла до редакції 07.12.2010

Качество прогноза оценивалось по предложенному показателю качества (14).

Результаты исследования приведены в табл. 3. Как видно из табл. 3, наибольшую вероятность правильного прогноза имеет вероятностная сеть.

9. Выводы

Новизна. В статье была предложена методика распознавания состояния артерий глаза, основанная на модели давления потока крови через артерию глазного анализатора, созданную в соответствии с законами гидравлики, и нейросетевой модели прогноза состояния артерий глаза, настраиваемой посредством генетического алгоритма. При принятии решения о состоянии артерий глаза обе предложенные модели могут применяться параллельно. Разработанная методика позволяет повысить вероятность и скорость принятия решения.