

**Е.Е. ФЕДОРОВ, И. СЛЕСОРАЙТИТЕ**

## **МЕТОДИКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ЗРИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗАТОРА**

---

**Abstract.** In the article a method of intellectual diagnostics of the visual analyzer based on connection models and theory of pattern recognition was offered. The method includes: detection and formalization of relations between indications scanning laser polarimetry (SLP) and indications retrobulbar hemodynamics (RH); synthesis of neuronet structure and its mathematical model; identification of parameters of model; creation of a functional of the purpose; development of procedure of the prognosis. For an offered technique the outcomes of numerical research are resulted.

**Key words:** method of intellectual diagnostics of the visual analyzer, scanning laser polarimetry, retrobulbar hemodynamics, neuronet SFNN-2, functional of the purpose, procedure of the prognosis.

**Анотація.** У статті запропонована методика інтелектуальної діагностики зорового аналізатора, заснована на конекціоністських моделях і теорії розпізнавання образів. яка містить у собі виявлення й формалізацію залежностей між ознаками лазерної поляриметрії, що сканує (SLP), і ознаками ретробульбарної гемодинаміки (RH); синтез структури нейромережі і її математичної моделі; визначення параметрів моделі; створення функціоналу мети; розробку процедури прогнозу. Для запропонованої методики наводяться результати чисельного дослідження.

**Ключові слова:** методика інтелектуальної діагностики зорового аналізатора, лазерна поляриметрія, що сканує, ретробульбарна гемодинаміка, нейромережа SFNN-2, функціонал мети, процедура прогнозу.

**Аннотация.** В статье была предложена методика интеллектуальной диагностики зрительного анализатора, основанная на коннекционистских моделях и теории распознавания образов. которая включает в себя выявление и формализацию зависимостей между признаками сканирующей лазерной поляриметрии (SLP) и признаками ретробульбарной гемодинамики (RH); синтез структуры нейросети и ее математической модели; определение параметров модели; создание функционала цели; разработку процедуры прогноза. Для предложенной методики приводятся результаты численного исследования.

**Ключевые слова:** методика интеллектуальной диагностики зрительного анализатора, сканирующая лазерная поляриметрия, ретробульбарная гемодинамика, нейросеть SFNN-2, функционал цели, процедура прогноза.

### **1. Введение**

**Актуальность.** В настоящее время актуальной является разработка интеллектуальных систем, предназначенных для выявления дефектов сетчатки и артерий глаза.

**Состояние вопроса.** Современные исследования зрительного анализатора [1, 2] не используют модели и методы искусственного интеллекта и, в частности, нейронные сети. С другой стороны, существующие архитектуры нейросетей не в полной мере решают задачу глазной диагностики.

**Постановка задачи.** Для повышения надежности обнаружения глаукомы необходимо предложить методику интеллектуальной диагностики зрительного анализатора.

### **2. Показатели состояния сетчатки и артерий глаза и структура авторской методики**

Сетчаточная толщина слоя зрительного нерва анализируется путем сканирующей лазерной поляриметрии (SLP). Стандартные показатели SLP: средняя височная, верхняя, носовая, нижняя толщина слоя зрительного нерва (TSNIT) и показатель зрительного нерва (NFI).

Состояние артерий глаз (ретробульбарная гемодинамика (RH)) оценивается на основе цветного доплеровского изображения (CDI). Стандартные показатели CDI:

– пиковая систолическая скорость (OA\_PSV), конечно-диастолическая скорость (OA\_EDV), показатель пульсации (OA\_PI) и показатель удельного сопротивления (OA\_RI) в глазной артерии (OA),

– пиковая систолическая скорость (CRA\_PSV), конечно-диастолическая скорость (CRA\_EDV), показатель пульсации (CRA\_PI) и показатель удельного сопротивления (CRA\_RI) в центральной сетчаточной артерии (CRA);

– пиковая систолическая скорость (SPCA\_PSV), конечно-диастолическая скорость (SPCA\_EDV), показатель пульсации (SPCA\_PI) и показатель удельного сопротивления (SPCA\_RI) в короткой последующей реснитчатой артерии (SPCA).

Существующие зависимости между показателями состояния сетчатки и артерий в настоящее время формализованы неполно. С другой стороны, для повышения вероятности правильного диагностирования и повышения скорости принятия решения требуется разработка математической модели прогноза.

Таким образом, возникает необходимость в создании методики диагностики зрительного аппарата человека, базирующейся на подходах искусственного интеллекта и включающей в себя следующие этапы:

- выявление и формализация зависимостей между показателями;
- синтез структуры нейросети и ее математической модели;
- определение параметров модели;
- создание функционала цели;
- разработка процедуры прогноза;
- численное исследование.

### 3. Выявление и формализация зависимостей между показателями

На основе экспериментальных данных были построены графики зависимостей между CRA\_EDV и NFI, TSNIT (рис. 1–3), CRA\_RI и NFI, TSNIT (рис. 4–6), SPCA\_RI и NFI, TSNIT (рис. 7–9) на трех этапах: перед началом лечения (Baseline), после 6 месяцев лечения (6MO), после завершения лечения (Healthy).

Зависимости, которые приведены на рис. 1–3, близки к квадратичным и поэтому могут быть описаны следующим уравнением:

$$y = b_0 + b_1x + b_2x^2. \quad (1)$$

Зависимости, которые приведены на рис. 4–9, близки к линейным и поэтому могут быть описаны следующим уравнением:

$$y = b_0 + b_1x. \quad (2)$$

Как следует из рис. 1–9, наблюдается:

- прямая нелинейная зависимость между NFI и CRA\_EDV;
- обратная нелинейная зависимость между NFI и CRA\_RI;
- прямая линейная зависимость между NFI и SPCA\_RI;
- обратная линейная зависимость между TSNIT и CRA\_EDV;
- прямая линейная зависимость между TSNIT и CRA\_RI;
- обратная линейная зависимость между TSNIT и SPCA\_RI;
- NFI от этапа к этапу убывает;
- TSNIT от этапа к этапу возрастает;

– CRA\_RI и SCPA\_RI оказывают на NFI и TSNIT большее влияние, чем CRA\_EDV.

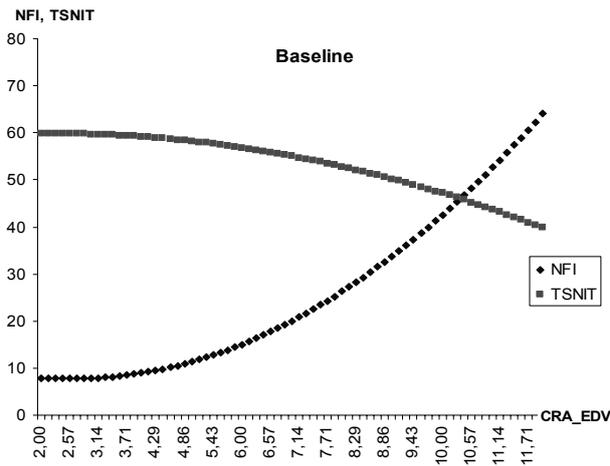


Рис. 1. Зависимость между CRA\_EDV и NFI, TSNIT перед началом лечения

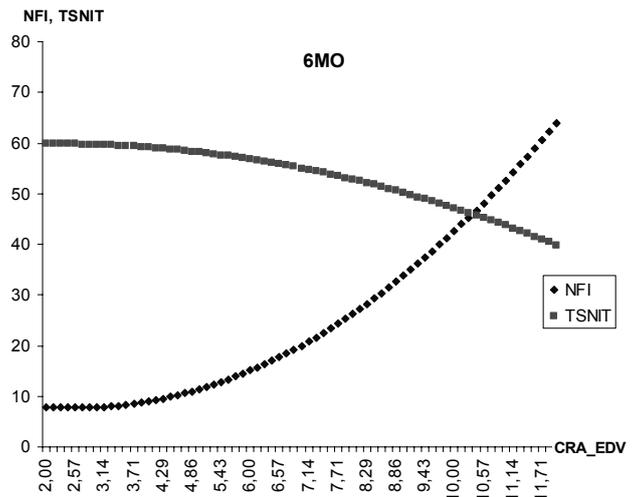


Рис. 2. Зависимость между CRA\_EDV и NFI, TSNIT после 6 месяцев лечения

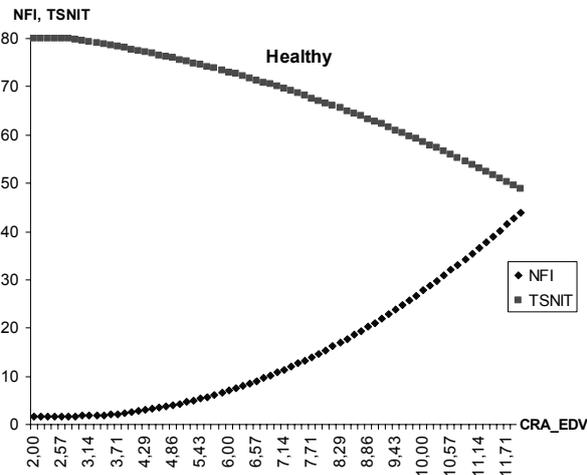


Рис. 3. Зависимость между CRA\_EDV и NFI, TSNIT после завершения лечения

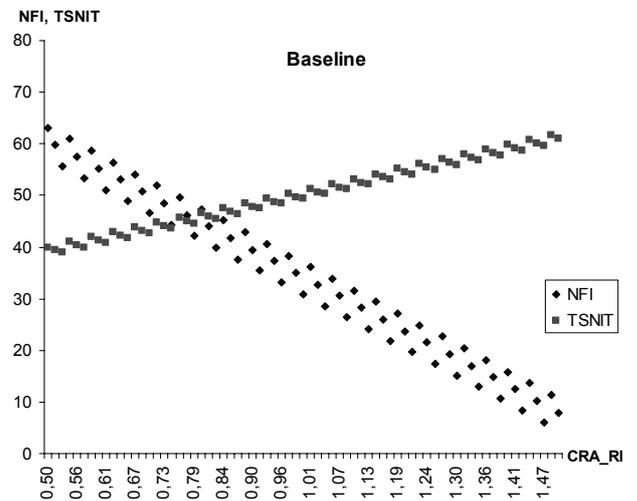


Рис. 4. Зависимость между CRA\_RI и NFI, TSNIT перед началом лечения

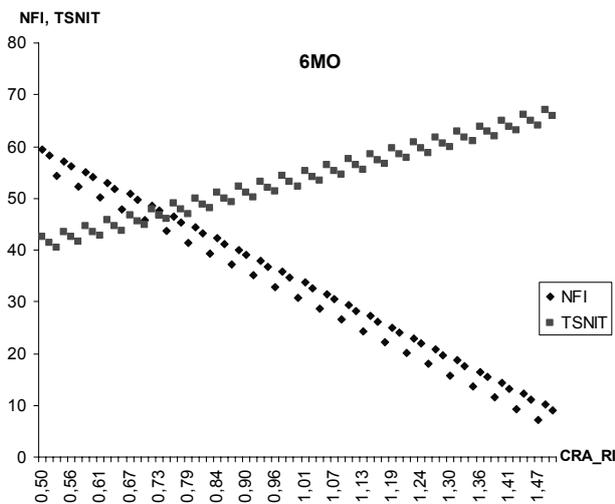


Рис. 5. Зависимость между CRA\_RI и NFI, TSNIT после 6 месяцев лечения

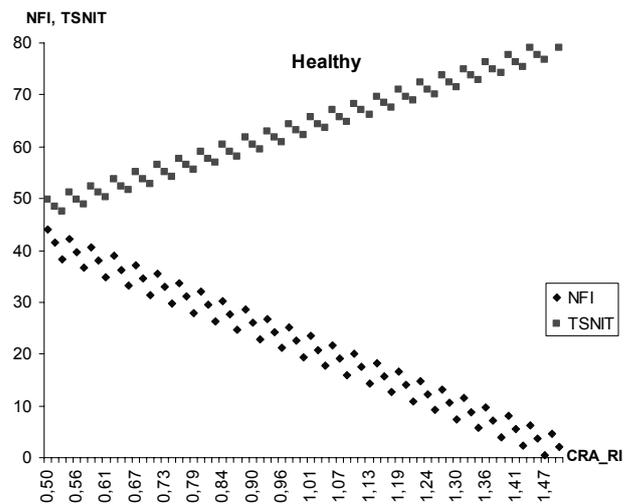


Рис. 6. Зависимость между CRA\_RI и NFI, TSNIT после завершения лечения

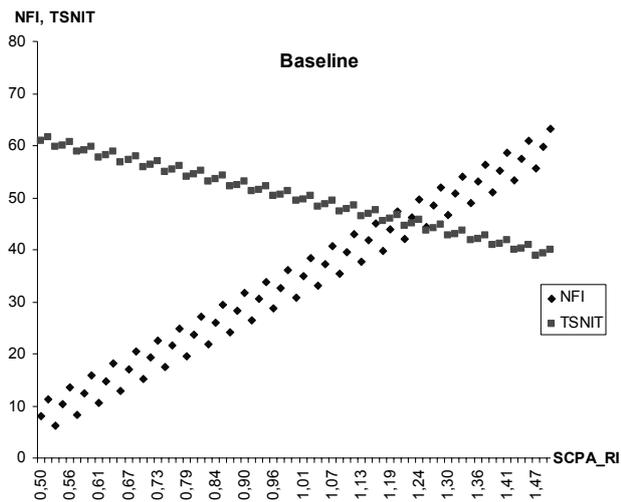


Рис. 7. Зависимость между SCPA\_RI и NFI, TSNIT перед началом лечения

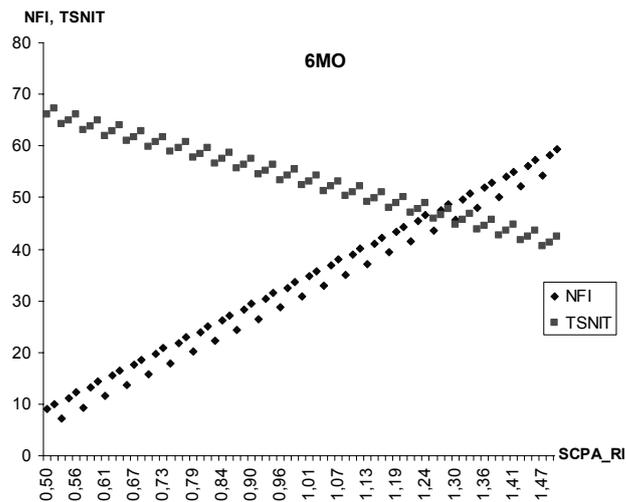


Рис. 8. Зависимость между SCPA\_RI и NFI, TSNIT после 6 месяцев лечения

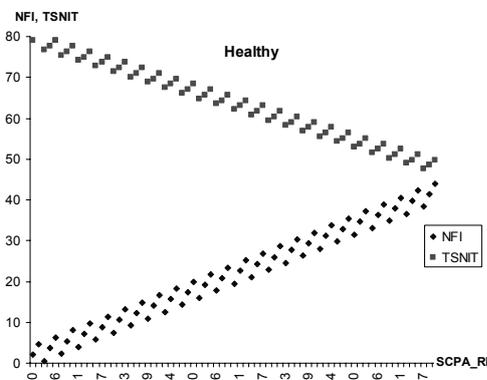


Рис. 9. Зависимость между SCPA\_RI и NFI, TSNIT после завершения лечения

Для нахождения параметров  $b_0, b_1, b_2$  уравнений (1) и (2) использовался метод наименьших квадратов. В результате была получена следующая таблица.

Таблица 1. Параметры уравнений зависимостей

Вид зависимости	$b_0$	$b_1$	$b_2$
NFI(CRA_EDV), Baseline	28	-9	1
NFI(CRA_EDV), MO6	28,5	-9,3	1
NFI(CRA_EDV), Healthy	32	-11	1
NFI(CRA_RI), Baseline	86,75	-52,5	0
NFI(CRA_RI), MO6	84	-50	0
NFI(CRA_RI), Healthy	62	-40	0
NFI(SCPA_RI), Baseline	-18,25	52,5	0
NFI(SCPA_RI), MO6	-16	50	0
NFI(SCPA_RI), Healthy	-18	40	0
TSNIT(CRA_EDV), Baseline	-25	21	-1,3
TSNIT(CRA_EDV), MO6	-20	20,7	-1,3
TSNIT(CRA_EDV), Healthy	20	18	-1,3
TSNIT(CRA_RI), Baseline	28	22	0
TSNIT(CRA_RI), MO6	28,5	25	0
TSNIT(CRA_RI), Healthy	32,5	31	0

TSNIT(SCPA_RI), Baseline	72	-22	0
TSNIT(SCPA_RI), MO6	78,5	-25	0
TSNIT(SCPA_RI), Healthy	94,5	-31	0

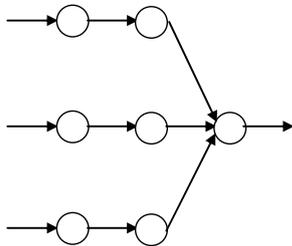


Рис. 10. Структура нейросети SFNN-2

#### 4. Синтез структуры нейросети и ее математической модели

Уравнения зависимостей (1) позволяют создать структуру авторской двухслойной нейросети с однородными слоями SFNN-2 (рис. 10) для прогноза NFI или TSNIT для любого из четырех этапов, т.е. можно создать восемь нейросетей.

На нейроны входного слоя подаются три показателя – CRA\_EDV, CRA\_RI и SCPA\_RI. На нейроны первого слоя подаются NFI или TSNIT, вычисленные по соответствующему показателю, согласно (1) и (2). Выходом нейросети является обобщенное NFI или TSNIT для определенного этапа.

На основе структуры нейросети создается следующая модель прогноза:

$$y_{\text{model}} = f_2(\theta_1^{(1)} + \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_{i1}^{(1)} f_1(\theta_i^{(0)} + w1_{ii}^{(0)} x_i^{(0)} + w2_{ii}^{(0)} x_i^{(0)} x_i^{(0)})). \quad (3)$$

#### 5. Определение параметров модели

Параметры (весовые коэффициенты) модели нейросети (3) определяются следующим образом:

$$\theta_i^{(0)} := b_{0i}, w1_{ii}^{(0)} := b_{1i}, w2_{ii}^{(0)} := b_{2i}, i \in \overline{1, N^{(0)}},$$

где  $N^{(0)} = 3$ ;

$$\theta_1^{(1)} := 0, w_{i1}^{(1)} := \frac{1}{N^{(1)}}, i \in \overline{1, N^{(1)}},$$

где  $N^{(1)} = 3$ .

#### 6. Создание функционала цели

Для модели нейросети (3) создается следующий функционал цели:

$$F = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_{\text{model}}(n) - y_{\text{object}}(n))^2 \rightarrow \min_w, \quad (4)$$

где  $y_{\text{object}}$  – ожидаемое (измеренное на объекте) значение,  $N$  – количество реализаций.

#### 7. Разработка процедуры прогноза

На основе математической модели (3) создается процедура прогноза, включающая в себя следующие шаги.

1) Вычисление выходного сигнала для первого слоя:

$$s_1 := \theta_1^{(0)} + w1_{11}^{(0)} x_1^{(0)} + w2_{11}^{(0)} x_1^{(0)} x_1^{(0)}, s_2 := \theta_2^{(0)} + w1_{22}^{(0)} x_2^{(0)}, s_3 := \theta_3^{(0)} + w1_{33}^{(0)} x_3^{(0)},$$

$$x_i^{(1)} = f_1(s_i) = \begin{cases} s_i, & s^{\min} < s_i < s^{\max} \\ 0, & \text{other} \end{cases}, i \in \overline{1, N^{(0)}},$$

где  $s^{\min}, s^{\max}$  – минимальное и максимальное значения.

2) Вычисление выходного сигнала для второго (выходного) слоя:

$$s := \theta_1^{(1)} + \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_{i1}^{(1)} x_i^{(1)},$$

$$y_{\text{model}} = f_2(s) = \begin{cases} s, & s^{\min} < s < s^{\max} \\ 0, & \text{other} \end{cases},$$

где  $s^{\min}, s^{\max}$  – минимальное и максимальное значения.

Если результаты работы процедуры прогноза не удовлетворяют условию

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_{\text{model}}(n) - y_{\text{object}}(n))^2 < \varepsilon, \quad (5)$$

где  $\varepsilon = 0,001$ , то берется новая выборка данных, заново вычисляются параметры зависимостей и соответственно параметры модели прогноза, и процедура прогноза повторяется.

## 8. Численное исследование

Для сопоставления разработанной нейросети SFNN-2 с многослойным персептроном (MLP) и радиально-базисной сетью (RBF) было проведено численное исследование. Длина тестовой выборки определялась как  $N = 100$ .

Структура MLP и RBF была определена следующим образом:

- количество нейронов во входном слое –  $N^{(0)} = 3$ ;
- количество нейронов во втором (выходном) слое –  $N^{(2)} = 1$ ;
- количество нейронов в первом слое определяется согласно условию [3]:

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

т.е.  $13 \leq N^{(1)} \leq 405$ . В статье выбиралось среднее количество, т.е.  $N^{(1)} = 200$ .

Качество прогноза оценивалось по функционалу

$$J = \frac{m}{n} 100\%, \quad (6)$$

где  $m$  – количество правильных прогнозов,  $n$  – общее количество прогнозов.

Результаты исследования приведены в табл. 2. Как видно из табл. 2, наибольшую вероятность правильного прогноза имеет авторская сеть SFNN-2.

Таблица 2. Вероятность правильного прогноза

Название нейросети	Вероятность правильного прогноза, %
SFNN-2	99
MLP	85
RBF	76

## 9. Выводы

*Новизна.* В статье была предложена методика интеллектуальной диагностики зрительного анализатора, базирующаяся на коннекционистских моделях и теории распознавания образов. Повышение вероятности правильного диагностирования и повышение скорости принятия решения достигались за счет использования авторской нейросети SFNN-2, которая для учета нелинейных зависимостей между фактором и откликом в первом слое использует квадратичный сумматор.

*Практическое значение.* Основные положения данной работы предназначены для реализации в интеллектуальных системах диагностики зрительного анализатора.

## 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. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.

*Стаття надійшла до редакції 25.12.2009*