

УДК 004.8.032.26

*Головки В.А., Войцехович Г.Ю., Апанель Е.Н., Мاستыкин А.С.*

## **НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ТРАНЗИТОРНЫХ ИШЕМИЧЕСКИХ АТАК**

### **1. ВВЕДЕНИЕ**

В настоящее время все больше возрастает тенденция проектирования систем искусственного интеллекта на основе нейронных сетей, искусственных иммунных систем, эволюционного программирования и других, биологически инспирированных подходов. Использование методов искусственного интеллекта широко применяется и в медицине. Каждый год в журналах появляется более 500 академических публикаций по применению искусственных нейронных сетей в медицинских приложениях [1]. Согласно публикуемой литературе, искусственные нейронные сети являются эффективным средством для автоматической диагностики заболевания и помогают врачу принять адекватное решение. Медицинская диагностика является сложной задачей, которая зависит от квалификации доктора и поэтому во многих случаях очень субъективна.

Сложность также состоит в том, что заболевание, как правило, определяется большим числом факторов и симптомов. К сожалению, медицинские работники очень часто не обладают достаточным опытом в диагностике многих заболеваний. Недостаточная квалификация медицинских работников увеличивает смертность среди пациентов. Так, например, диагностика транзиторных ишемических атак (ТИА) врачами первой помощи была правильной лишь в 30% случаев. В то время как автоматическая система поддержки принятия решений в медицинской диагностике позволяет повысить качество диагностирования и избавить врача от рутинной работы.

Для рассматриваемого класса заболеваний большое значение имеет оперативное обнаружение, позволяющее предотвратить катастрофическое развитие ситуации и помогающее доктору поставить адекватный диагноз. Задачи оперативного обнаружения транзиторных ишемических атак являются трудноформализуемыми, для них невозможно или очень сложно формализовать процесс принятия решений. Основным подходом в медицинских учреждениях для диагностики таких заболеваний является нейропсихологическое тестирование, которое зависит от квалификации врача и очень часто приводит к неадекватному диагнозу.

Поэтому эффективным средством для автоматической диагностики таких заболеваний являются нейросетевые методы для обработки биомедицинских данных. Методы, основанные на искусственных нейронных сетях, являются подходящим средством для решения трудноформализуемых задач и, как будет показано ниже, позволяют повысить качество диагностирования и, соответственно, помочь врачу поставить адекватный диагноз.

Существуют различные методы диагностики ТИА: нейропсихологическое тестирование (neuropsychological testing), статистические подходы, методы искусственного интеллекта [3-9]. Основным подходом в медицинских учреждениях для первичной диагностики транзиторных ишемических атак (ТИА) является визуальная инспекция и нейропсихологическое тестирование, которые зависят от квалификации врача и очень часто приводят к неадекватному диагнозу. Так, например, диагностика транзиторных ишемических атак (ТИА) врачами первой помощи является корректной лишь в 30% случаев [2]. Параметрами для диагностики являются тестирование речи (внезапное затруднение понимания речи), соматической чувствительности, вегетативные нарушения (внезапное появление односторонней слабости мускулатуры лица или конечностей) и т.д. Основным недостатком такого подхода является зависимость от квалификации врача и низкая точность первичной диагностики. Статистические подходы

требуют наличия больших баз данных, что нередко является большим препятствием на пути создания системы диагностики. К методам искусственного интеллекта относятся нейронные сети, генетический алгоритм, нечеткая логика или их комбинации. Эти технологии характеризуются высокой точностью и менее требовательны к размеру базы данных в сравнении со статистическими алгоритмами. По этой причине методы искусственного интеллекта могут быть подходящим инструментом для диагностики и классификации подтипов ТИА. В данной статье для диагностики ТИА предлагается нейросетевая модель. Нейросетевые методы используются для уменьшения времени диагностики и числа ошибочных диагнозов, а также для помощи доктору в принятии решения. Эффективность предлагаемой нейросетевой модели в диагностике транзиторных ишемических атак иллюстрируется результатами экспериментов.

Статья организована следующим образом. Во 2-м разделе приводится краткий обзор работ схожей тематики. Общая информация о транзиторных ишемических атаках представлена в 3-м разделе. В 4-м разделе описываются исходные данные. Предлагаемая нейросетевая модель для диагностики ТИА подробно описана в 5-й, 6-й и 7-й частях. В 8-м разделе приводятся и обсуждаются результаты экспериментов.

## 2. СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ

В настоящее время существует множество подходов для предварительной диагностики ТИА.

Один из статистических подходов для диагностики транзиторных ишемических атак описан в [4]. Авторы применили многомерную логистическую регрессию, используя ROC (receiver operating characteristic curves) анализ, для создания клинической системы диагностирования ТИА. Для этого была использована база данных из West Glasgow Stroke Registry, которая содержала информацию приблизительно о 225 000 пациентов. После регрессионного анализа были выделены 9 переменных с соответствующими коэффициентами регрессии: возраст, головные боли, двоение в глазах, обмороки, приступы, речевые нарушения, односторонняя слабость в конечностях, изменения на лице, история ТИА. Для вычисления критерия ТИА значения всех коэффициенты регрессии суммируются. При использовании ROC кривых ТИА идентифицировалась, если значение критерия превышало 6.1. Такая система правильно идентифицировала 85% пациентов с цереброваскулярными отклонениями и 54% с нецереброваскулярными. Основным недостатком такого подхода является необходимость иметь большую базу данных.

Нейронные сети в задаче диагностики ишемических заболеваний описываются в [6]. Предлагаемые модели были разработаны для быстрой диагностики ТИА в соответствии со следующими выходными значениями: нормальное состояние, ТИА в левой сонной артерии, правой сонной артерии и др. Исходными данными являлись анкеты пациентов, в 6 секциях которых содержалась следующая информация: потеря или изменение речи, потеря зрения, зрительные двоения, нечувствительность или дрожь, паралич или слабость, головокружения или потеря равновесия. Каждый входной образ состоял из цифр 0 или 1 из анкеты. Для каждой секции анкеты использовался многослойный перцептрон. Так, например, сеть для зрительных двоений состояла из 4 входных и 5 выходных нейронов. Три выхода соответствовали случаю “нет события” и оставшиеся 2 – удар (stroke) или ТИА.

В [7-8] описывается пример применения генетического алгоритма для отбора признаков-предикторов с наиболее выраженным дифференциально-диагностическим потенциалом и последующей классификацией с помощью многослойного перцептрона для прогнозирования тромбо-эмболических ударов. Архитектура нейронной сети состоит из 20 входных нейронов, 10 скрытых и 10 выходных нейронов. В качестве входных данных были использованы следующие параметры: гипертония, диабет, миокардия, холестерин в крови и др. Выходные нейроны отображают различные категории заболеваний: ТИА,

левая гемиплегия, афазия, правая гемианестезия, дисфазия и квадриплегия. Точность прогнозирования составляет 78.52% на обучающей выборке и 90.61% – на тестовом множестве.

Рассмотренные выше подходы отличаются друг от друга используемыми входными и выходными данными, а также базами данных пациентов. Поэтому трудно сравнивать эффективность различных подходов.

В следующих разделах рассматривается нейросетевая диагностическая система для предварительной диагностики ТИА. Эффективность предлагаемой нейросетевой системы для диагностики транзиторных ишемических атак иллюстрируется результатами экспериментов.

### 3. ТРАНЗИТОРНЫЕ ИШЕМИЧЕСКИЕ АТАКИ

Транзиторно-ишемическая атака (ТИА) на нормальное кровоснабжение головного мозга – это самостоятельная гетерогенная нозологическая единица, которая характеризует прединсультное состояние [9]. Основная задача состоит в раннем обнаружении ТИА, для того чтобы предупредить последующие серьезные нарушения мозгового кровообращения. В общем случае транзиторно-ишемические атаки можно разделить на три подтипа ТИА и класс неТИА: 1. атеротромботический подтип (СубТИА1), 2. кардиоэмболический подтип (СубТИА2), 3. гипертензивный подтип (СубТИА3), 4. без ТИА.

После эпизода ТИА риск развития инсульта существенно возрастает. Так, например, у 4-5% пациентов инсульт развивается в течение 2 дней, а у 11% - в течение 7 дней после эпизода ТИА. Поэтому пациенты после ТИА должны детально обследоваться в самые кратчайшие сроки (в течение 24 часов), чтобы предотвратить дальнейшее негативное развитие болезни, которое может привести к острому инульту.

Таким образом, своевременное выявление ТИА позволяет предотвратить сложные и часто необратимые последствия заболевания.

### 4. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ

Входные данные для обучения и тестирования нейронных сетей были предоставлены 5-й городской клинической больницей г. Минска. Они представляют собой набор из 38 медицинских показателей для 114 пациентов, у которых имелись симптомы ТИА. Таким образом, в качестве входных данных используется 38-размерный вектор, который характеризует исходные данные (признаки и симптомы) пациента, такие как возраст, хронический бронхит, диастолическое давление и т.д. [9]. В качестве выходных данных используется 4-мерный вектор, где 4 это количество классов ТИА плюс нормальное состояние.

Эти показатели и величины их градаций представлены в таблице 1. Исходное множество данных содержало 28 образов первого подтипа (ТИА1), 25 образов подтипа 2 (ТИА2), 27 образов третьего подтипа (ТИА3) и 34 образа без ТИА.

*Таблица 1. Структура исходных данных*

№	Наименование параметра	Величина градаций
1	Возраст	6
2	Пол	2
3	Место жительства	5
4	Образование	4
5	Профессия	4
6	Конфликты по работе и с администрацией	3
7	Смена места жительства за послед. 10 лет	5
8	Смена профессии за последние 10 лет	7
9	Особенности ночного сна	4

10	Бессонница	3
11	Наследствен. по патологии сосудов мозга	3
12	Наследственность по другим заболеваниям	3
13	Артериальная гипертензия	4
14	Диастолическое давление	3
15	Аускультация сердца	5
16	Границы сердца	3
17	Изменения на ЭКГ	3
18	Боли в области сердца	4
19	Нарушения сердечного ритма	4
20	Хронический бронхит	3
21	Хронический гепатохолецистит	3
22	Хрон. гастрит, язв. болезнь желудка	4
23	Почечнокаменная болезнь	3
24	Остеохондроз шейный	4
25	Метеозависимость	5
26	Употребление алкоголя	3
27	Курение (количество)	3
28	Курение (возраст)	4
29	Работоспособность	3
30	Раздражительность повышенная	3
31	Снижение памяти (степень)	3
32	Снижение памяти (время появления)	3
33	Снижение остроты зрения (степень)	3
34	Снижение остроты зрения (время появления)	4
35	Зрительные нарушения	3
36	Головные боли	4
37	Головные боли (время появления)	4
38	Головокружение	4

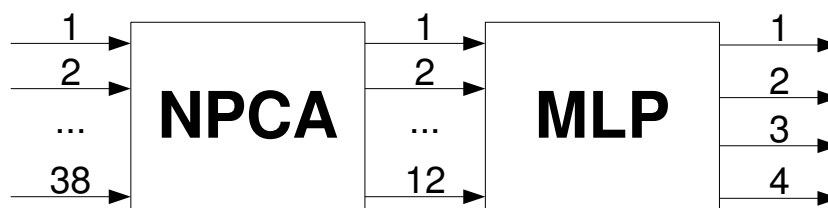
Собранные данные о пациентах с различными заболеваниями ТИА составляют обучающую выборку для диагностической нейросетевой системы.

## 5. НЕЙРОСЕТЕВАЯ ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА

Рассмотрим нейросетевую систему распознавания транзиторных ишемических атак. Данная система основывается на двух различных нейронных сетях. В качестве входного вектора выступают описанные выше 38 параметров, содержащие данные о пациенте. Выходными данными нейросетевой системы является 4-х размерный вектор, где 3 выхода соответствуют подтипам ТИА и один – состоянию без ТИА. Обработка входных данных осуществляется в 2 этапа. Первый этап соответствует выделению наиболее информативных признаков (feature selection). Один из наиболее важных вопросов, касающихся входных данных, является следующий: какие входные параметры действительно полезны и оказывают наибольшее влияние на результат диагностики? Часто, в аналогичных системах для выделения наиболее информативных признаков используется генетический алгоритм [7]. В данной работе для выделения наиболее значимой информации из исходных данных и уменьшения размерности входных данных предлагается использовать нейронную сеть нелинейного анализа главных компонент NPCA (Nonlinear Principal Component Analysis), с помощью которой входные 38-размерные векторы преобразуются в 12-размерные выходные векторы.

На втором этапе обработки данных производится классификация ТИА. Сжатые на предыдущем шаге данные, содержащие наиболее важную информацию из входного множества, используются как входная информация на втором этапе обработки информации. Для классификации ТИА используется многослойный персептрон (MLP). Многослойный персептрон обрабатывает сжатое пространство образов для определения класса ТИА или его отсутствия. Выходной слой включает 4 нейрона: 3 для каждого класса патологии и один для состояния без ТИА.

Таким образом, нейросетевая диагностическая система состоит из двух нейронных сетей: рециркуляционной нейронной сети нелинейного анализа главных компонент NPCA, вторая представляет собой многослойный персептрон MLP (рис. 1).



*Рис. 1.* Структура диагностической системы

Перед подачей данных на вход NPCA они преобразуются в соответствии со следующими выражениями:

$$x_i^k = \frac{x_i^k - \mu(x_i)}{\sigma(x_i^k)}, \quad (1)$$

$$\mu(x_i) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L x_i^k, \quad (2)$$

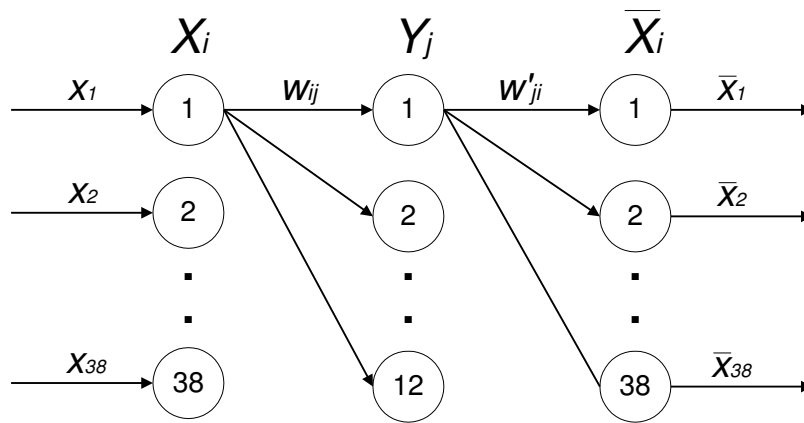
$$\sigma(x_i^k) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (x_i^k - \mu(x_i))^2, \quad (3)$$

где L – размерность обучающей выборки.

После обучения нейросетевая система способна распознавать транзиторные ишемические атаки на образах, не входивших в обучающую выборку.

## 6. НЕЛИНЕЙНАЯ РЕЦИРКУЛЯЦИОННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Рассмотрим нелинейную рециркуляционную нейронную сеть (NPCA), которая является аналогом нелинейного метода главных компонент (рис. 2). Она представляет собой трехслойный персептрон, который осуществляет нелинейное сжатие данных. Как видно из рисунка нейронные элементы распределены по 3-м слоям. Скрытый слой осуществляет сжатие входных данных.



**Рис. 2.** Рециркуляционная нейронная сеть

При использовании метода главных компонент возникает вопрос, какое наименьшее число компонент выбрать, сохранив при этом максимум информативности. Для определения необходимого количества главных компонент используем эмпирический метод на основе критерия информативности:

$$I = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n} = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}, \quad (4)$$

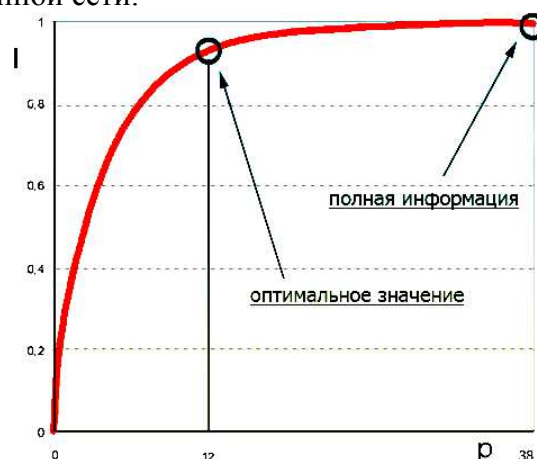
где  $n$  – размерность входного вектора,

$\lambda_i$  – собственные значения главных компонент, которые равняются их дисперсии.

Построив график зависимости информативности от числа главных компонент, можно определить подходящее количество главных компонент (рис. 3).

Как следует из рисунка количество главных компонент, необходимых для достаточной информативности сжатых данных равняется 12.

Рассмотрим зависимость выходных значений от входных данных для рециркуляционной нейронной сети.



**Рис. 3** – График зависимости информативности от числа главных компонент

Значение  $j$ -го элемента скрытого слоя определяется в соответствии со следующим выражением:

$$y_j = F(S_j), \quad (5)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^{38} w_{ij} \cdot x_i, \quad (6)$$

где  $F$  – функция активации;  $S_j$  – взвешенная сумма  $j$ -го нейрона;  $w_{ij}$  – весовой коэффициент между  $i$ -ым нейроном входного и  $j$ -м нейроном скрытого слоя;  $x_i$  –  $i$ -й входной элемент.

Значения нейронных элементов выходного слоя определяются следующим образом:

$$\bar{x}_i = F(S_i), \quad (7)$$

$$S_i = \sum_{j=1}^{12} w'_{ji} \cdot y_j. \quad (8)$$

где  $w'_{ji}$  – весовой коэффициент между  $j$ -ым нейроном скрытого и  $i$ -ым нейроном выходного слоя;  $\bar{x}_i$  –  $i$ -ый выходной элемент.

Для обучения нелинейной НРСА использовался алгоритм обратного распространения ошибки с процедурой ортогонализации Грамма-Шмидта. В соответствии с ним весовые коэффициенты модифицируются по следующим выражениям:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha \cdot \gamma_j \cdot F'(S_j) \cdot x_i, \quad (9)$$

$$w'_{ji}(t+1) = w'_{ji}(t) - \alpha \cdot (\bar{x}_i - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot y_j \quad (10)$$

где  $\gamma_j$  - ошибка  $j$ -го скрытого элемента:

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^{38} (\bar{x}_i - x_i) \cdot F'(S_i) \cdot w'_{ji}, \quad (11)$$

и  $F'(S_j)$  – производная нелинейной функции активации по взвешенной сумме.

Весовые коэффициенты в скрытом слое ортонормируются в соответствии с процедурой Грамма-Шмидта:

1) Первый вектор вычисляется как:

$$w'_1 = \left[ \frac{w_{11}}{|w_1|}, \frac{w_{21}}{|w_1|}, \dots, \frac{w_{n1}}{|w_1|} \right], \quad (12)$$

где

$$|w_1| = \sqrt{w_{11}^2 + w_{21}^2 + \dots + w_{n1}^2}. \quad (13)$$

2) Следующий весовой вектор определяется по следующим рекуррентным формулам:

$$w_i = w_i - \sum_{j=1}^{i-1} (w_i^T \cdot w'_j) \cdot w'_j, \quad (14)$$

$$|w_i| = \sqrt{w_{i1}^2 + w_{i2}^2 + \dots + w_{in}^2}, \quad (15)$$

$$w'_i = \left[ \frac{w_{i1}}{|w_i|}, \frac{w_{i2}}{|w_i|}, \dots, \frac{w_{in}}{|w_i|} \right], \quad (16)$$

где  $i=2..12$ .

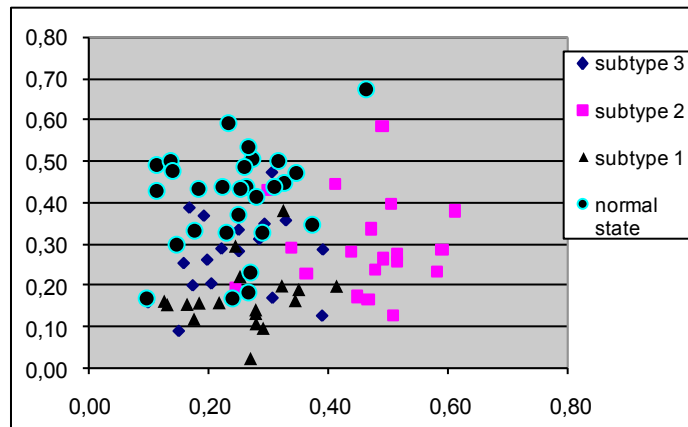
После обучения нелинейная рециркуляционная нейронная сеть способна осуществить ортогональное сжатие входного множества данных.

## 7. МНОГОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН

Как уже упоминалось выше, архитектура нейронной сети для распознавания ТИА, используемая в данной статье, представляет собой многослойный перцептрон с 12 входными нейронами, 5 скрытыми и 4 выходными нейронными элементами. В качестве функции активации для каждого элемента скрытого и выходного слоя использовалась сигмоидная функция. Число входных элементов соответствует размерности сжатых данных, а число выходных нейронов соответствует числу классов ТИА и состоянию без ТИА. Количество элементов в скрытом слое определялось экспериментальным путем. Для обучения многослойного перцептрона использовался алгоритм обратного распространения ошибки. Выходными значениями многослойного перцептрона являются числа в диапазоне от 0 до 1, которые характеризуют *вероятность развития соответствующего класса ТИА*.

## 8. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

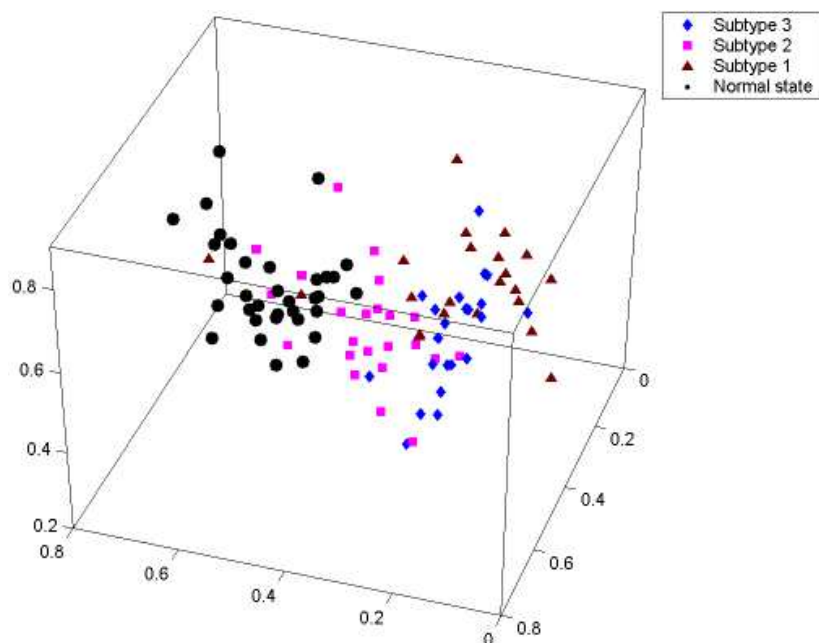
Рассмотрим отображение входного пространства образов на плоскость двух первых главных компонент. На рис. 4 графически представлена классификационная картина разделения клинических случаев по подтипам ТИА с применением нелинейной NPCA. Из рисунка видно, что данные, принадлежащие разным типам атак, распределены по разным областям.



**Рис. 4** - Данные обработанные нелинейной NPCA

Отображение входного пространства образов для нормального состояния и транзиторных ишемических атак в трехмерном пространстве показано на рис. 5.





**Рис. 5** – Отображение входного пространства образов на 3 главные компоненты

Все пространство исходных образов было разделено на 2 группы: обучающую и тестовую выборки. Точность распознавания составляет до 100% на обучающей выборке и 78% на тестовых образах (таблица 2).

**Таблица 2.** Точность распознавания

Число образов в обучающей выборке	Число образов в тестовой выборке	Точность распознавания на обучающей выборке	Точность распознавания на тестовой выборке
90	24	100%	78%

Распределение вероятностей в зависимости от типа атаки для 10 пациентов, которые не входили в обучающую выборку, представлено в таблице 3

**Таблица 3.** Распределение вероятностей

Пациент	ТИА 1	ТИА 2	ТИА 3	Без ТИА
1	18.1%	0.1%	13.6%	<b>68.2%</b>
2	6.4%	0%	<b>93.6%</b>	0%
3	5.1%	12.1%	<b>64.5%</b>	18.3%
4	3.6%	<b>72.6%</b>	23.8%	0%
5	1.1%	<b>96.0%</b>	2.8%	0.1%
6	<b>94.4%</b>	0.6%	4.2%	0.8%
7	9.6%	16.8%	0.1%	<b>73.4%</b>
8	15.2%	1.6%	1.5%	<b>81.7%</b>
9	20.8%	10.0%	0%	<b>69.2%</b>
10	8.7%	0.4%	24.1%	<b>66.7%</b>

Для оценки качества распознавания ТИА воспользуемся следующими характеристиками:

- FP (false positives) – количество образов с отсутствием ТИА, классифицированных как 1-3 подтипа ТИА. Они характеризуют ложные срабатывания;

- FN (false negatives) – количество клинических случаев 1-3 подтипов ТИА, классифицированных как неТИА (ложный пропуск);

- TP (true positives) – количество правильно классифицированных клинических случаев ТИА;

- TN (true negatives) – количество правильно классифицированных неТИА образов.

Тогда чувствительность, которая характеризует вероятность правильной классификации образов с ТИА

$$TPR = Se = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}, \quad (17)$$

Специфичность (мощность критерия) – вероятность правильной классификации образов без ТИА:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (18)$$

Точность классификации, характеризующая качество работы системы в целом:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (19)$$

Значения статистических параметров, которые характеризуют качество классификации, рассчитанные на результатах распознавания не входивших в обучающую выборку образов, показаны в таблице 4.

**Таблица 4.** Значения статистических параметров

Статистические параметры	Значения
Специфичность	89%
Чувствительность	73%

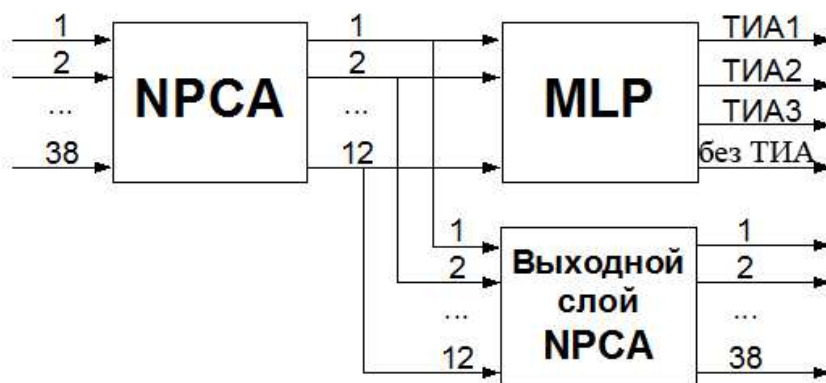
Значительное расхождение точности распознавания на двух выборках (обучающей и тестовой), получается, из-за того, что объем обучающей выборки является недостаточным для качественного обучения нейросетевой системы. Поэтому возникает дилемма, как при малом объеме обучающей выборки обучить нейросетевую систему качественной классификации транзиторных ишемических атак. Для этого необходимо искусственно генерировать новые образы в обучающую выборку для увеличения ее размерности. Предлагается следующий алгоритм для увеличения размерности обучающей выборки:

- рециркуляционная нейронная сеть обучается на исходных образах;
- в наименее информативную составляющую полученного в скрытом слое сжатого вектора (12-я компонента) вносится случайная погрешность в пределах 30%;
- после внесения погрешности производится восстановление соответствующих образов;
- новые образы сопоставляются с одним из классов ТИА при помощи обученного на исходных данных многослойного перцептрона. При этом сгенерированные

образы, которые не имеют четкой принадлежности к какому-либо классу, удаляются;

- Затем сгенерированные образы помещаются в обучающую выборку, а исходные данные – в тестовую;
- Нейронные сети обучаются на сгенерированных образах и проверяются на исходном множестве (тестовом).

Схематично данная процедура изображена на рис. 6.



**Рис. 6** – Генерация новых образов

При помощи данной процедуры было сгенерировано 1000 новых образов, которые относятся к различным типам ТИА. Примеры исходных и восстановленных образов представлены в таблице 5. Результаты тестирования системы с использованием сгенерированных образов представлены в таблице 6.

**Таблица 5.** Примеры исходных и восстановленных образов

Параметр	Пациент 1		Пациент 2		Пациент 3	
	Исходные данные	Восстановленные данные	Исходные данные	Восстановленные данные	Исходные данные	Восстановленные данные
Возраст	3	3	3	2	5	5
Пол	2	2	2	2	2	1
Место жительства	2	1	2	1	4	4
Образование	1	1	2	2	3	3
Профессия	1	1	3	2	3	2
Конфликты по работе и с администрацией	2	2	2	2	2	2
Смена места жительства за послед. 10 лет	1	2	1	1	1	1
Смена профессии за последние 10 лет	1	2	7	7	8	8
Особенности ночного сна	2	2	2	1	3	3
Бессонница	2	2	2	2	3	2
Наследствен. по патологии сосудов мозга	2	1	1	1	2	2
Наследственность	1	1	3	2	1	2

по другим заболеваниям						
Артериальная гипертензия	1	2	1	1	2	2
Диастолическое давление	1	1	1	2	2	2
Аускультация сердца	1	1	3	3	2	1
Границы сердца	1	2	2	2	2	2
Изменения на ЭКГ	1	1	1	1	2	2
Боли в области сердца	1	1	3	2	2	1
Нарушения сердечного ритма	1	1	4	4	1	1
Хронический бронхит	2	2	2	2	2	2
Хронический гепатохолецистит	1	1	2	1	2	1
Хрон. гастрит, язв. болезнь желудка	1	2	2	2	1	1
Почечнокаменная болезнь	1	1	1	1	2	2
Остеохондроз шейный	1	1	2	2	2	2
Метеозависимость	2	2	5	4	1	1
Употребление алкоголя	1	1	2	2	1	1
Курение (количество)	1	1	1	1	1	2
Курение (возраст)	1	2	1	1	1	1
Работоспособность	2	2	3	3	3	2
Раздражительность повышенная	2	1	3	1	2	2
Снижение памяти (степень)	1	1	3	1	2	2
Снижение памяти (время появления)	1	1	3	3	2	2
Снижение остроты зрения (степень)	1	1	2	2	2	2
Снижение остроты зрения (время появления)	1	1	2	1	3	2
Зрительные нарушения	1	1	2	2	1	1
Головные боли	2	3	4	4	2	2
Головные боли (время появления)	2	2	2	2	2	1
Головокружение	1	1	2	1	2	2

**Таблица 6.** Результаты распознавания с использованием сгенерированных образов

Число образов в обучающей выборке	Число образов в тестовой выборке	Точность распознавания на обучающей выборке	Точность распознавания на тестовой выборке
-----------------------------------	----------------------------------	---	--

1000	114	98%	92,2%
------	-----	-----	-------

Как следует из таблицы, точность распознавания транзиторных ишемических атак значительно возросла.

Значения чувствительности и специфичности для случая со сгенерированными данными приведены в таблице 7.

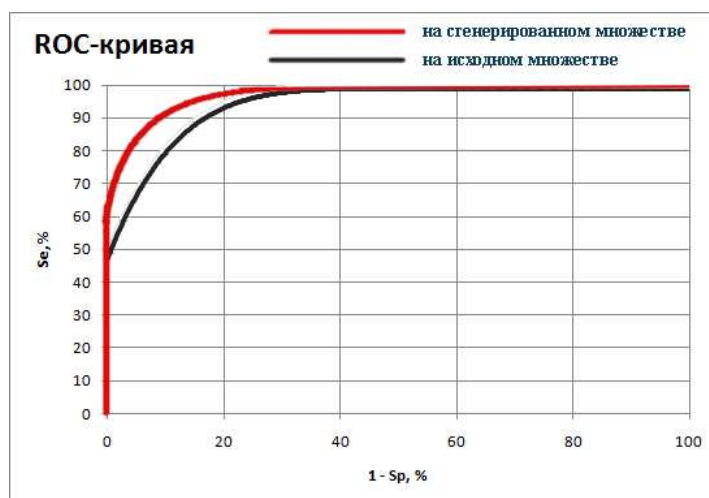
**Таблица 7.** Значения статистических параметров

Статистические параметры	Значения
Специфичность	90%
Чувствительность	97,1%

Модель с высокой чувствительностью часто дает истинный результат при наличии ТИА (корректно обнаруживает заболевание). Наоборот, модель с высокой специфичностью чаще дает истинный результат при отсутствии ТИА (корректно обнаруживает отсутствие заболевания). Если рассуждать в терминах медицины – задачи диагностики заболевания, где модель классификации пациентов на больных и здоровых называется диагностическим тестом, то получится следующее. Чувствительный диагностический тест проявляется в гипердиагностике – максимальном предотвращении пропуска больных. Специфичный диагностический тест диагностирует только доподлинно больных. Это важно в случае, когда, например, лечение больного связано с серьезными побочными эффектами и гипердиагностика пациентов является нежелательной.

Рассмотрим анализ двух вариантов обнаружения ТИА при помощи ROC кривой. ROC-кривая получается следующим образом. Для каждого значения порога отсечения, которое меняется от 0 до 1 с шагом  $dx$  (например, 0.01) рассчитываются значения чувствительности  $Se$  и специфичности  $Sp$ . В качестве альтернативы порогом может являться каждое последующее значение примера в выборке. Затем строится график зависимости, где по оси  $Y$  откладывается чувствительность  $Se$ , а по оси  $X$  – ошибка 2-го рода, которая является величиной противоположной специфичности и характеризует вероятность неправильной классификации нормальных образов (вероятность ложных срабатываний):

ROC-кривые для обоих случаев представлены на рис. 7.



**Рис. 7** – ROC-кривые на сгенерированном и исходном множествах

Для идеального классификатора график ROC-кривой проходит через верхний левый угол, где точность правильной классификации ТИА составляет 100% (идеальная чувствительность), а ошибка 2-го рода равна нулю. Поэтому чем ближе кривая к верхнему левому углу, тем выше предсказательная способность модели. Наоборот, чем меньше изгиб кривой и чем ближе она расположена к диагональной прямой, тем менее эффективна модель. Диагональная линия соответствует "бесполезному" классификатору, т.е. полной неразличимости двух классов.

При визуальной оценке ROC-кривых расположение их относительно друг друга указывает на их сравнительную эффективность. Кривая, расположенная выше и левее, свидетельствует о большей предсказательной способности модели. Так, на рис. 7 две ROC-кривые совмещены на одном графике. Видно, что модель "на сгенерированном множестве" обладает большей предсказательной способностью.

## 9. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрен подход к построению системы классификации подтипов транзиторных ишемических атак, который базируется на нейросетевых технологиях. В основу положена идея представления входного пространства образов в виде главных компонент, для повышения качества обработки и скорости функционирования программы. Был предложен подход, основанный на интеграции нелинейной РНС и многослойного персептрона. В целом, результаты показали, что возможности и потенциал систем, основанных на связке рециркуляционной сети и многослойного персептрона, достаточно велики. Поэтому, продолжая работу в этом направлении, можно ожидать улучшения основных показателей функционирования систем такого типа.

Главное преимущество использования нейросетевого подхода заключается в возможности распознавать новые ТИА, неиспользуемые в обучающей выборке, а также скорость работы.

Наиболее трудные моменты, которые выявились в ходе решения поставленной задачи:

- нечеткость входных множеств, т.е. отсутствие выраженных границ между рассматриваемыми классами атак;
- ограниченность исходных данных. С накоплением данных о новых пациентах, вероятно, процент правильного распознавания будет расти.

В любом случае цель разработанной системы диагностики – это предварительный анализ состояния пациента, базирующийся на легкодоступных анамнестических данных, получение которых не требует дорогих и времязатратных исследований. Система позволяет определить наиболее вероятный вектор развития патологии в кратчайшие сроки, что очень важно для выбранных заболеваний. Таким образом, предварительные исследования дают возможность доктору понять симптоматику пациента уже при первом обследовании, уменьшая таким образом временной интервал между началом обследования пациента и назначением лечебно-профилактических действий. Это и есть клинический смысл предварительной дифференциальной диагностики, нацеленной на предотвращение возникновения эпизода ТИА с акцентом на определении наиболее вероятного вектора развития патологического процесса.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Paulo J. Lisboa, Azzam Taktak. The use of artificial neural networks in decision support in cancer: A systematic review, *Neural networks* 19 (2006), p. 408-415.
- [2] A. McNeill. How Accurate Are Primary Care Referral Letters For Presumed Acute Stroke? *Scottish Medical Journal*, V. 53, № 4, 2008. p. 11-12.
- [3] J. Easton et al. Definition and evaluation of transient ischemic attack. *Stroke (Journal of the American Heart associations)*, 2009.
- [4] J. Dawson et al. A recognition tool for transient ischemic attack, *O J Med*, 192, p. 43-49, 2009.

- [5] P. Lisba. A review of evidence of health benefit from artificial neural networks in medical intervention, *Neural networks* 15 (2002), p. 11-39.
- [6]. R. Barnes, J. Toole, J. Nelson, V, Howard. Neural networks for ischemic stroke, *Journal of stroke and cerebrovascular diseases*, Vol.15, No.5, p. 223-227, 2006.
- [7] D. Shanthi, Dr.G. Sahoo, Dr.N. Saravanan. Input feature selection using hybrid neuro-genetic approach in the diagnosis of stroke disease, *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol.8 No.12, December 2008, p.99-107.
- [8] D. Shanthi, Dr.G. Sahoo, Dr.N. Saravanan. Designing an artificial neural network model for the prediction of thrombo-embolic stroke, *International journal of biometric and bioinformatics*, Vol.8, No.1,2008, p. 10-18.
- [9] Мастыкин, А.С. Нейросетевой подход к решению проблемы предотвращения атак на нормальное кровоснабжение мозга // А.С. Мастыкин, В.В. Евстигнеев, В.А. Головкин, Е.Н. Апанель, Г.Ю. Войцехович // Доклады Академии наук Беларуси. – 2010. – Т.54 – № 5. – С. 81–90.