

УДК 004.032.26

И. В. Новосельцев, Н. Г. Аксак, О. Ю. Барковская

ВЕРОЯТНОСТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

1. Введение

В последнее время существенно возросло значение информационного обеспечения самых разных медицинских технологий. В рамках исследования искусственного интеллекта созданы многочисленные экспертные системы для медицинской диагностики и обследования пациентов, для проведения генных и молекулярных исследований.

Диагностика, или задача классификации, относится к основным и обширным группам медико-биологических задач. В диагностике кожных заболеваний большое значение имеет визуальный метод обследования.

На сегодняшний день очень остро стоит проблема диагностики злокачественных новообразований — таких, как меланома кожи, своевременное выявление которой позволяет предотвратить возникновение рака кожи.

Существенную роль в диагностике играют особенности медико-биологической информации. Большинство медицинских данных имеют описательный характер, выражаются с помощью формализмов, подверженных изменчивости. Данные, даже выражаемые с помощью чисел, также в большинстве случаев не могут быть хорошо упорядочены в классифицированы, так как изменяются в зависимости от клинических традиций различных школ, геосоциальных особенностей регионов и даже отдельных учреждений, а также с течением времени.

В данной работе решаются задачи классификации на примере медицинской диагностики.

2. Анализ новейших исследований и публикаций

Неявные задачи медицины и биологии явились идеальным полем для применения нейросетевых технологий, и именно в этой области наблюдается наиболее яркий практический успех нейронных информационных методов. Наибольший интерес для практического здравоохранения представляют системы для диагностики и дифференциальной диагностики заболеваний. При этом для принятия решений могут использоваться самые разнообразные данные: анамнез, клинический осмотр, результаты лабораторных тестов и сложных функциональных исследований. Список областей медицины, в которых начали применяться новые технологии, весьма обширен и продолжает расти.

Одним из наиболее интенсивно развиваемых направлений является применение нейросетей в кардиологии.

В Италии разработана чрезвычайно интересная экспертная система для диагностики и лечения артериальной гипертензии [1].

Примером программы диагностики служит пакет кардиодиагностики, разработанный фирмой RES Informatica совместно с Центром кардиологических исследований в Милане. Программа позволяет осуществлять независимую кардиодиагностику на основе распознавания спектров тахограмм. Тахограмма представляет собой гистограмму интервалов между последовательными сердбиениями, а ее спектр отражает баланс активностей симпатической и парасимпатической нервной системы человека, специфически изменяющейся при различных заболеваниях [2].

В работе [3] рассматривается нейросетевая экспертная система для диагностики и лечения кровяного давления. Авторы описали структуру из трех модулей, соединенных в гиперсеть. Каждый модуль ориентирован на решение и представление определенной задачи.

В Японии была разработана система диагностики, помогающая выявить и классифицировать заболевания кровеносных артерий [4]. Многослойная нейронная сеть обратного распространения имеет 256 входных элементов (16×16-матрица сжатого изображения), 5–140 элементов в скрытом уровне и восемь выходов. Один выход соответствует нормальному диагнозу, и семь выходов определяют различные типы отклонений.

Лабораторией медицинской информатики и нейросетевых технологий КрасГМА разработаны следующие экспертные системы на основе нейронных сетей: прогнозирование исхода беременности и осложнений родов; прогнозирование осложнений инфаркта миокарда; моделирование лечения и прогнозирование его непосредственных результатов у больных облитерирующим тромбангиитом; дифференциальная диагностика «острого живота»; ранняя диагностика злокачественных опухолей сосудистой оболочки глаза; прогнозирование осложнений и исходов цирроза печени [5].

В [6] представлена разработка экспертной системы диагностики резких болей в животе, цель которой — облегчить принятие решений, которые сложно сделать человеку. Большое количество методов нейронных сетей были рассмотрены для решения этой проблемы.

Анализ публикаций показывает, что применение нейронных сетей в медицине постоянно растет и показывает великолепные результаты, помогая врачам правильно устанавливать диагноз широкого круга заболеваний.

3. Постановка задачи

В работе классифицируются три вида кожных трансформаций: меланома, лентиго, невус.

Невус — доброкачественное пигментное новообразование кожи, научное название всем известных родинок, представляющих собой скопление меланоцитов, внешне похожих на большие темные бородавки.

Симптомы «активизации» невуса: увеличение размеров опухоли; изменение окраски; появление «чувства» невуса (он начинает мешать, беспокоить, становится заметен самому пациенту); появление вокруг опухоли папилломатозных разрастаний; выпадение волос с поверхности невуса; неровный контур опухоли; увеличение невуса более 6 мм в диаметре; появление вокруг опухоли сателлитных образований; изъязвление или кровоточивость невуса.

На рис. 1 показано развитие меланомы из невуса. На снимке слева виден неравномерно окрашенный невус неправильной формы. На правом снимке, сделанном через 5 лет, прослеживается увеличение пигментации и изменение формы невуса. Период злокачественного перерождения невуса в меланому составляет от нескольких месяцев до многих лет.

Под меланомой понимают опухоль высокой степени злокачественности, состоящую из атипичных меланоцитов полиморфного строения с различным содержанием пигмента (пример меланомы приведен на рис. 1 справа).

Меланомы — одна из самых распространенных форм рака кожи и самая опасная. Смертность от нее достигает 80 процентов.

Соотношение меланомоопасных невусов к меланомоопасным составляет 1:10. Клиническая оценка невусов необходима для того, чтобы отличить первый тип невуса от второй его разновидности. Если у пациента подозревается меланомоопасный вид невуса, то необходимо полное его удаление.

Лентиго — плоские, слегка возвышающиеся над поверхностью кожи пятна темно-коричневого цвета диаметром 1,5–3 мм. Лентиго относят к пигментным невусам (рис. 2).

При злокачественном лентиго, которое чаще всего образуется на щеках у пожилых людей, пятна увеличиваются до 2 см в диаметре и могут изменять свою пигментацию. Этот вид лентиго является одной из разновидностей злокачественной меланомы и не распространяется на другие участки кожи.

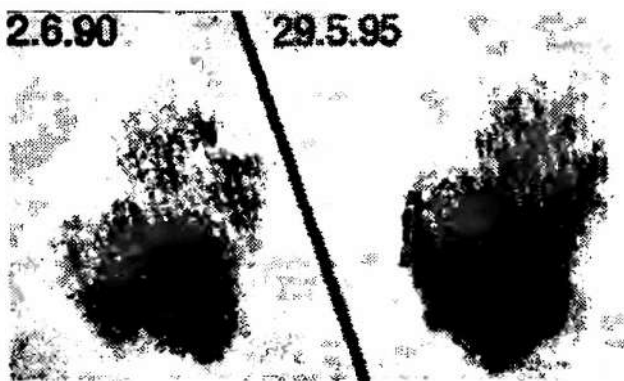


Рис. 1. Развитие меланомы из невуса

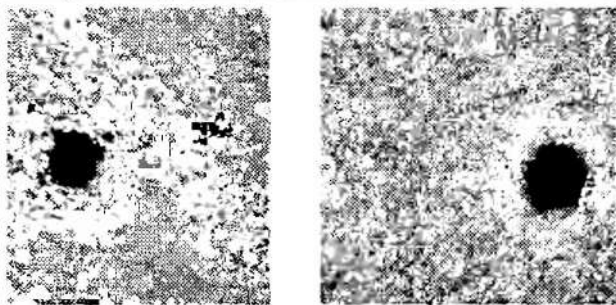


Рис. 2. Лентиго

Клиническая классификация выделяет три формы меланомы. По происхождению меланомы делятся на три группы:

- меланомы из невусов;
- лентигомеланомы;
- меланомы «de novo» — образовавшиеся на интактной коже. Развиваются из отдельных нормальных меланоцитов. Часть из них малопигментна или беспигментна.

Как уже было сказано, диагностика меланомы на ранней стадии имеет чрезвычайно важное значение.

Процесс определения диагноза выглядит следующим образом. Общение с пациентом проходит в форме консультации. В процессе консультации выявляются симптомы заболевания. Обследуемому предлагается ответить на вопросы. На основании ответов на вопросы и по обработке изображений кожных образований ставится диагноз. В постановке диагноза существенную роль играет обработка фотоснимков кожных изменений (рис. 3).

В экспериментальных исследованиях предполагается наличие двух снимков: первоначальный снимок заболевания и снимок, сделанный в день обследования. В результате сравнения снимков, сделанных с интервалом во времени, делается вывод о развитии болезни.

Таким образом, в процессе консультации формируется «вектор опроса» $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, который является входным вектором нейронной сети. Результаты анализа обработки изображения кожного заболевания являются одним из компонентов этого вектора.

Нейронная сеть определяет принадлежность вектора к одному из четырех классов — «меланомы», «лентиго», «невус», «болезнь не определена». Затем производится обработка полученной информации и вывод диагноза в удобном для пользователя виде.

Функционирование нейросетевой экспертной системы схематически представлено на рис. 4.

В качестве классификатора использовались архитектуры нейронных сетей: многослойный персептрон (МП); вероятностная базисная сеть (PNN — probabilistic neural network).

4. Алгоритм обработки изображения

Изображение обрабатывается в несколько этапов. На вход поступают два масштабированных изображения — первоначальный снимок заболевания

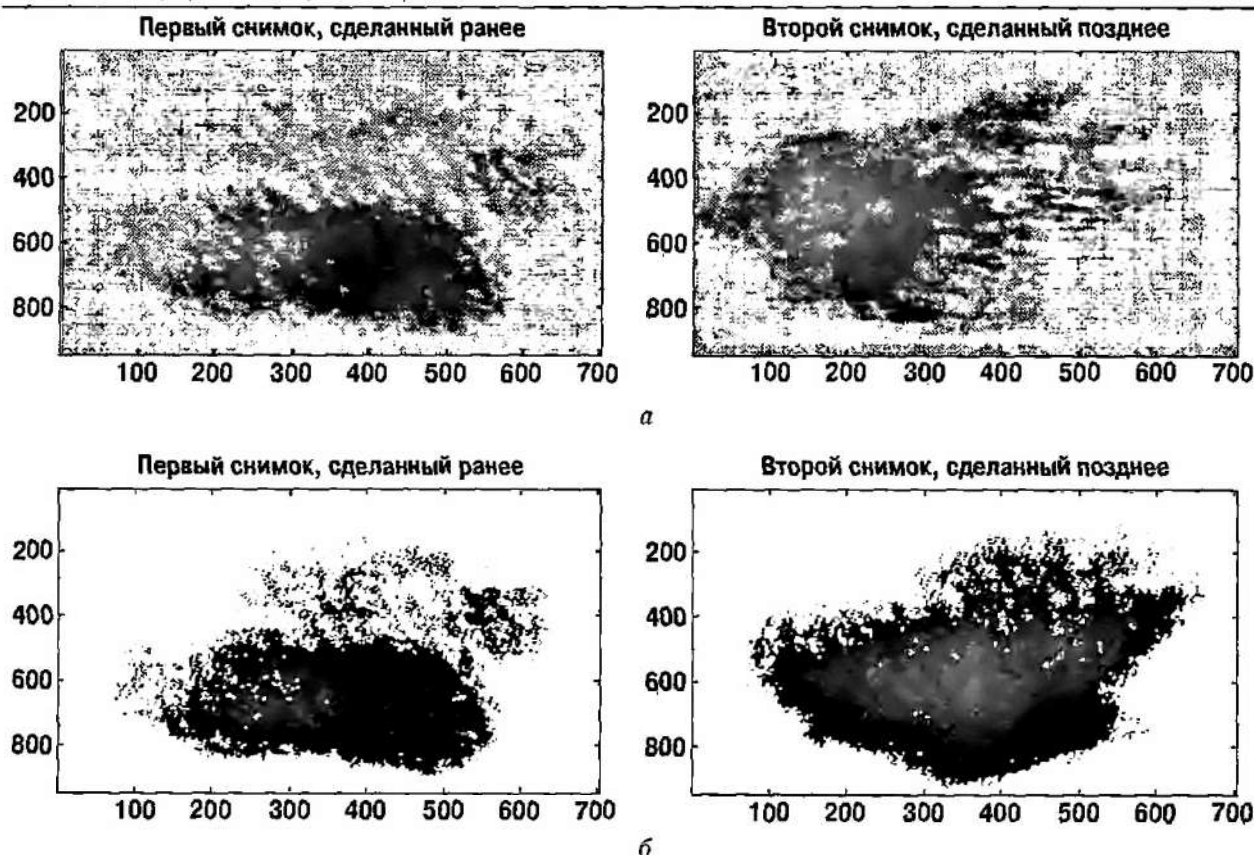


Рис. 3. Обработка снимков. а — изображения, подлежащие обработке; б — обработанные изображения

и более поздний снимок, сделанный в момент последнего обследования пациента.

Производится перевод изображений в черно-белую палитру.

Вычисляется процентное соотношение размера пятна предполагаемой болезни (для двух снимков).

На основе процентного соотношения делается вывод — прогрессирует пятно или нет.

Таким образом, производится формирование векторов, поступающих на вход НС.

5. Сравнительный анализ многослойного персептрона и вероятностной базисной сети

Рассмотрим основные отличительные особенности выбранных НС.

Скрытый слой в сетях вероятностной нейронной сети является невыпуклым, а выходной линей-

ным. В то же время скрытые и выходной слои многослойного персептрона, используемого в качестве классификатора, являются выпуклыми.

Аргумент функции активации каждого скрытого узла сети РNN представляет собой евклидову норму (расстояние) между входным вектором и центром радиальной функции. В то же время аргумент функции каждого скрытого узла МП — это скалярное произведение входного вектора и синаптических весов данного нейрона.

МП обеспечивает глобальную аппроксимацию нелинейного отображения. С другой стороны, сеть РNN с помощью экспоненциального уменьшения локализованных нелинейностей (функций Гаусса) создает локальную аппроксимацию нелинейного отображения [7].

5.1. Многослойный персептрон

В данной работе использовался МП с архитектурой $N_1 - N_2 - N_k$, где N_1 — количество нейронов во входном слое, N_2 — количество нейронов в скрытом слое, N_k — количество нейронов в выходном слое (рис. 5).

Функционирование M -го слоя определяется следующим соотношением:

$$y_k^{qM} = f_I \left(\sum_{l=1}^{S^M} w_{kl}^M y_l^{q(M-1)} \right), \quad (1)$$

где S^M — количество нейронов в слое; y_k^{qM} — k -й элемент вектора выхода слоя M для элемента выборки с номером q .

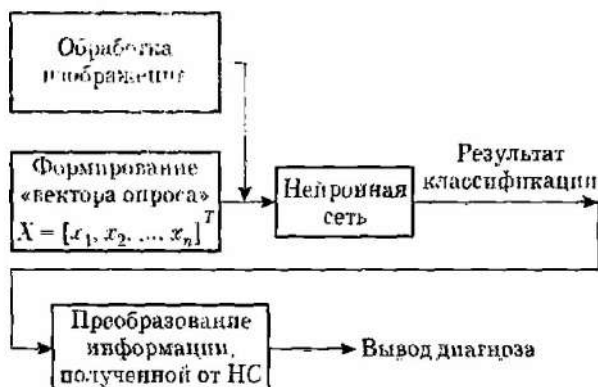


Рис. 4. Схема функционирования нейросетевой экспертной системы

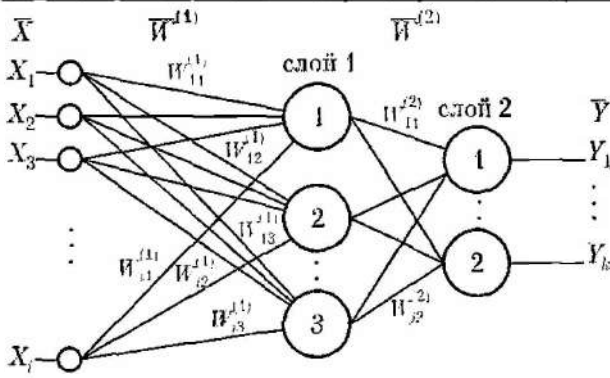


Рис. 5. Многослойный персептрон

Настройка весов w_{ij}^{M-1} определяется соотношением

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ij}^{M-1}} = -\sum \Delta_i^{q(M-1)} y_j^{q(M-2)} \quad (2)$$

где

$$\Delta_i^{q(M-1)} = \left(\sum_{k=1}^{S^M} \Delta_k^{qM} \right) f_{M-1}'(n_i^{q(M-1)}), \quad (3)$$

$i=1, S^{M-1}$, n — количество входов.

3.2. Нейронная сеть на базе PNN-сети

В данной работе использовалась PNN-сеть с архитектурой, изображенной на рис. 6.

Функционирование сети описывается следующим образом:

$$z_i = \exp \left[\frac{-D_i}{2\sigma^2} \right] \quad (4)$$

где $D_i = (x - u_i)^T (x - u_i)$ — расстояние между входным вектором x и обучающим вектором u_i из классифицируемой категории; σ — параметр сглаживания. Функция оценки плотности распределения $f_j(x)$ для класса s второго слоя нейронной сети вычисляется по формуле:

$$f_j(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sigma^p n \sum_{i=1}^n z_i} \quad (5)$$

где n — размерность входного вектора.

6. Основные результаты и выводы

Проведен сравнительный анализ работы многослойного персептрона и вероятностной нейронной сети.

В ходе тестирования получена оценка нейронной сети на базе многослойного персептрона и PNN-сети. Функционирование экспертной системы апробировано на репрезентативной тестовой выборке. Результаты проведенных экспериментов приведены в таблице.

По результатам тестирования, ошибка вычисления для многослойного персептрона составляет 0,024, для вероятностной сети — 0,008.

Таким образом, наиболее целесообразным является построение нейросетевой экспертной системы на базе PNN-сети.

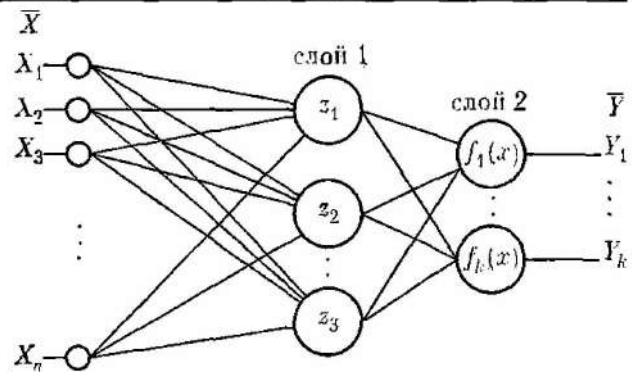


Рис. 6 PNN-сеть

Построение экспертной системы позволяет:

- выявлять тяжелое заболевание на ранней стадии и провести своевременное лечение;
- сократить время самой диагностики больных, что является актуальным для данной предметной области;
- использовать данную систему в телемедицине.

Результаты тестирования

Имя-вальный класс	Количество тестовых примеров	Результат классификации (кол-во определенных классов)							
		МП				PNN			
		1	2	3	4	1	2	3	4
1	50	48	0	0	2	50	0	0	0
2	50	0	48	0	2	0	49	0	1
3	50	0	0	50	0	0	0	50	0
4	50	1	0	1	48	1	0	0	49

Список литературы: 1. Россиев Д. А. Медицинская нейронная информатика. — <http://cache.peterhuk.ru/dap/ineug/nlinks/book2/gl5.htm>. 2. Ежов А., Четкин В. Нейронные сети в медицине // Открытые системы. — 1997. — № 4. — С. 34–37. 3. Poli R., Cagnoni S., Livi R. et al. A Neural Network Expert System for Diagnosing and Treating Hypertension // Computer. — 1991. Vol. 24, No. 3. — P. 64–71. 4. Application of artificial neural network to computer-aided diagnosis of coronary artery disease in myocardial SPECT bull's-eye images // J. Nuclear Medicine. — Vol. 33, Issue 2 — P. 272–276. 5. Нейронные сети — <http://tu334.narod.ru/04Neuro.htm>. 6. Pesonen E., Ikonen J., Juhola M., Eskelinen M. Experimental construction of a neural network-based decision support system for acute abdominal pain. — <http://www.cs.nku.fi/~epesonen/research/construction.html>. 7. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс, 2-е изд. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1104 с. 8. Сафонов В. О. Экспертные системы — интеллектуальные помощники специалистов. СПб.: Санкт-Петербургская организация общества «Знание» России 1992. 9. Миряев Е. М. Учебное пособие по курсу «Нейронная информатика». — Красноярск, 2002. 10. Johns P. B. A symmetrical condensed node for the TLM method // IEEE Trans. Microwave Theory Tech. — Apr. 1997. — Vol. MTT-35 — P. 370–377. 11. Experimental construction of a neural network-based decision support system for acute abdominal pain. — <http://www.cs.nku.fi/~epesonen/research/construction.html>.

Поступила в редакцию 22.09.2006