

- Energy Transfer System // Progress in Electromagnetics Research M. 2015. Vol. 44. PP. 91-100.
12. Danilov A.A., Mindubaev E.A., Selishchev S.V. Design and Evaluation of an Inductive Powering Unit for Implantable Medical Devices Using GPU Computing // Progress in Electromagnetics Research B. 2016. Vol. 69. PP. 61-73.
 13. Wilson B.S., Dorman M.F. Cochlear implants: Current designs and future possibilities // Journal of rehabilitation research and development. 2008. Vol. 45. № 5. PP. 695-730.
 14. Eldridge P., Simpson B.A., Gilbart J. The Role of Rechargeable Systems in Neuromodulation // European Neurological Review. 2011. Vol. 6. № 3. PP. 187-192.
 15. Ghovanloo M., Cheng Y. Analytical Modeling and Optimization of Small solenoid Coils for Millimeter-Sized Biomedical Implants // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. 2017. Vol. 65. № 3. PP. 1024-1035.
 16. Drossos A., Santomaa V., Kuster N. The Dependence of Electromagnetic Energy Absorption Upon Human Head Tissue Composition in the Frequency Range of 300-3000 MHz // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. 2000. Vol. 48. № 11. PP. 1988-1995.
 17. Li H.L., Hu A.P., Covic G.A., Tang C.S. Optimal coupling condition of IPT system for achieving maximum power transfer // Electronics Letters. 2009. Vol. 45. № 1. PP. 76-77.
 18. Hochmair E.S. System Optimization for Improved Accuracy in Transcutaneous Signal and Power Transmission // IEEE Trans. Biomed. Eng. 1984. Vol. BME-31. № 2. PP. 177-186.

Арсений Анатольевич Данилов,
канд. физ.-мат. наук, доцент,
Эдуард Адипович Миндубаев,
ассистент,
Сергей Васильевич Селищев,
д-р физ.-мат. наук, профессор,
зав. кафедрой,
кафедра биомедицинских систем,
Национальный исследовательский университет «МИЭТ»,
г. Москва, г. Зеленоград,
e-mail: edmindubaev@gmail.com

С.А. Филист, Р.А. Томакова, С.В. Дегтярев, А.Ф. Рыбочкин

Гибридные интеллектуальные модели для сегментации изображений рентгенограмм грудной клетки

Аннотация

Предложены гибридные интеллектуальные модели, позволяющие выделять на рентгенограммах грудной клетки сегменты, связанные с диагностируемым заболеванием. Для сегментации рентгенограммы используют анализ двумерного спектра Фурье в скользящем окне. Спектр скользящего окна обрабатывается последовательностью фильтров, построенных на основе различных парадигм обработки изображений. Приведены алгоритм настройки фильтров гибридных моделей, а также результаты сегментации рентгенограмм больных пневмонией.

Развитие современных средств обработки медицинских изображений обусловлено возросшими требованиями к качеству и надежности разрабатываемых диагностических систем. Особый интерес представляют методы диагностики, позволяющие относительно доступными средствами обеспечить приемлемое качество скрининговой диагностики социально-значимых заболеваний, в частности дифференциальную диагностику легочных заболеваний по одной проекции рентгенограммы грудной клетки [1], [2]. В этом случае речь идет о некорректно поставленной задаче, поэтому для ее решения целесообразно привлечь методы классификации изображений, основанные на различных парадигмах, т. е. использовать гибридные модели принятия решений [3].

Гибридная интеллектуальная модель диагностики легочных заболеваний реализует целенаправленное выделение на рентгенограмме грудной клетки пикселов сегментов, соответствующих искомому заболеванию. Отнесение пикселя к сег-

менту осуществляется на основе классификации фрагмента рентгенограммы, попавшего в окно. Классификатор построен на идее Виолы-Джонса с использованием двумерного дискретного преобразования Фурье (ДДПФ) отсчетов этого окна. Согласно методике Виолы-Джонса, каждый сегмент, соответствующий искомому заболеванию, формируется путем сканирования исходного изображения окном определенного размера $M_1 \times M_2$ [4].

Для автоматической обработки фрагмента изображения, попавшего в окно, предложено использовать многоэтапную адаптивную фильтрацию в частотной области. Этапы обработки фрагментов изображений рентгенограмм, попавших в окно, представлены на рис. 1.

Полутоновое изображение рентгенограммы грудной клетки сканируется окном размером $M_1 \times M_2$. Яркости пикселов в окне представлены целочисленными отсчетами $x(k_1, k_2)$, значения которых изменяются в диапазоне 0...255 в кадре разме-

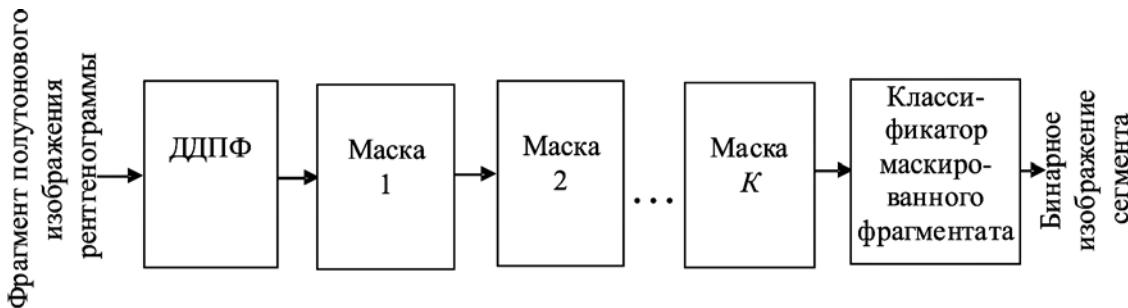


Рис. 1. Схема последовательности этапов обработки фрагмента изображения рентгенограммы в частотной области

ром $M_1 \times M_2$, который поступает на блок ДДПФ, вычисляющий отсчеты ДДПФ, согласно формуле

$$y(n_1, n_2) = \frac{1}{M_1 M_2} \times \sum_{k_1=0}^{M_1-1} \sum_{k_2=0}^{M_2-1} x(k_1, k_2) \exp\left(j \frac{2\pi}{M_1} n_1 k_1 + j \frac{2\pi}{M_2} n_2 k_2\right), \quad (1)$$

где $x(k_1, k_2)$ – яркость пикселя с координатами (k_1, k_2) относительно окна $M_1 \times M_2$, $y(n_1, n_2)$ – спектральный коэффициент с координатами (n_1, n_2) относительно окна $M_1 \times M_2$.

После определения ДДПФ массив отсчетов в окне подвергается обработке посредством масочных операторов. Эти маски, в зависимости от конкретной задачи, выполняют пошаговую трансформацию оконного ДДПФ.

Анализ ДДПФ-изображений рентгенограмм грудной клетки показал, что не все частоты являются информативными. При этом неинформативные частоты отсекаются с помощью маски 1, которая выполняет операцию свертки в частотной области с маскирующей двумерной маской, определяемой посредством статистического анализа изображений рентгенограмм.

Для выделения непосредственно спектра пространственных частот, определяемых выбранным заболеванием, служит маска 2. В общем случае могут использоваться K масок, каждая из которых выполняет свою специфическую задачу по обработке спектра окна. Как само ДДПФ, так и маскирующие последовательности реализуются нейронной сетью, построенной по принципу однослойного или многослойного персептрона, обучаемой по алгоритму обратного распространения ошибки [5].

Процедура обработки, например для пятислойной нейронной сети, реализующей схему обработки, представленную на рис. 1, заключается в следующем. На входы нейронной сети подаются отсчеты фрагмента рентгенограммы $x_1, \dots, x_{k_1+k_2}, x_{M_1 M_2}$ с помехами. Во втором слое осуществляется ДДПФ входного сигнала, в результате которого каждому нейрону второго слоя соответствует линия частотного спектра. В третьем слое осуществляется фильтрация сигнала в частотной области с целью отстройки от помех. На выходе слоя формируется отклик без помех.

На следующем слое сети происходит непосредственно фильтрация, направленная на выделение тех частотных компонент, которые наилучшим образом коррелируют с исследуемым заболеванием. Выбор синаптических весов обеспечивает поступление на следующий слой сигналов только тех нейронов, которые входят в полосу пропускания рассматриваемого фильтра. Путем настройки четвертого слоя можно гибко менять параметры фильтра, что позволяет осуществлять фильтрацию спектральных коэффициентов по заболеваниям.

В пятом слое нейронной сети определяется принадлежность пикселя с координатами i, j к сегменту, относящемуся к диаг-

ностируемому заболеванию. Выход нейрона пятого слоя является бинарным.

Каждый слой нейронной сети настраивается автономно и может быть реализован в виде как однослойной, так и многослойной нейронной сети.

Принцип настройки масок в схеме обработки изображения рентгенограммы (рис. 1) иллюстрирует рис. 2. Так как маски могут настраиваться автономно, то полагаем, что в структуре (рис. 1) имеется только одна маска, представленная соответствующим слоем. На рис. 2 показана схема синтеза этой маски.

Представленная схема является универсальной и не зависит от функционального назначения маски. После фильтрации двумерного спектра изображения маской 1 (рис. 2) осуществляется визуализация искомого сегмента посредством обратного дискретного двумерного преобразования Фурье (ОДДПФ).

Роль нейронной сети определяется средой интерактивной сегментации и маской цели. В среде интерактивной сегментации выбирается необходимый фрагмент рентгенограммы, а в маске цели синтезируют целевое изображение, которое необходимо получить на выходе блока ОДДПФ при заданном фрагменте на входе. Обычно это бинарное изображение, соответствующее цели сегментации [6]. Например, если необходимо выделить легочное поле на рентгеновском снимке, представленном на рис. 3а, то на выходе среды интерактивной сегментации будут присутствовать оконные фрагменты, соответствующие масштабу окна, а маска цели будет пропускать фрагменты, соответствующие границам легочного поля (рис. 3б). При этом целевые изображения будут иметь вид, представленный на рис. 3е, и.

Фрагмент входного изображения трансформируется посредством блока двумерного дискретного преобразования Фурье (блок ДДПФ 1, рис. 2). Если оконное изображение включает в себя границу легочного поля, то соответствующий двумерный спектр имеет структуру, изображенную на рис. 4а. Такой же фрагмент целевого изображения имеет спектр, представленный на рис. 4б.

Отсчеты преобразования Фурье подаются на нейронную сеть, после чего определяют ОДДПФ от отсчетов выходного слоя нейронной сети. Отсчеты целевого изображения и отсчеты ОДДПФ сравниваются в блоке коррекции весов, который подстраивает веса нейронной сети таким образом, чтобы изображение на выходе блока ОДДПФ было близко к целевому, поскольку на выходе блока ОДДПФ (рис. 2) изображение является полутонаовым, а целевое изображение может быть как бинарным, так и полутонаовым.

Если нейронная сеть настроена на выделение патологических образований на рентгенограмме, например вызванных заболеванием пневмонией, то она работает как фильтр, который пропускает заданные фрагменты изображения и блокирует прохождение фрагментов другого класса. Мaska 1 настраивает

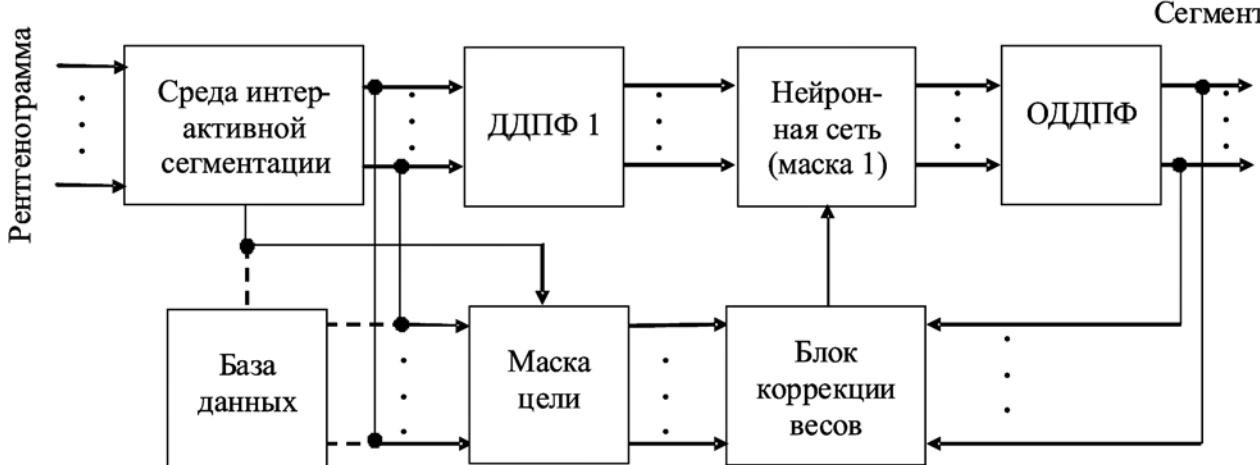


Рис. 2. Структура процесса обучения для гибридной технологии сегментации

ется таким образом, чтобы пропускать фрагменты изображения, представленные на рис. 3в. Блок коррекции сравнивает изображение на входах и в зависимости от результатов этого сравнения корректирует веса нейронной сети. На рис. 3з показаны спектры фрагментов без патологии, а на рис. 3и изображены спектры фрагментов с пневмонией. Блок коррекции весов модифицирует нейронную сеть таким образом, чтобы изображение на выходе ОДДПФ соответствовало изображению на входе при условии, что это изображение патологического фрагмента.

Алгоритм настройки нейронной сети основан на правиле Видроу-Хоффа [7]. Если N линейных нейронов выходного слоя генерируют выходные сигналы согласно выражению

$$z_k(h) = \sum_{l=0}^{N-1} w_{kl}(h) y_l(h), \quad (2)$$

где N – число пикселов в исходном изображении, попавших в окно $M_1 \times M_2$; $w_{kl}(h)$ – веса нейронной сети на h -м шаге итерационного процесса обучения, то уточнения весов производятся согласно выражению

$$\Delta w_{kl}(h+1) = \eta y_l(h) \{F[d_k(h)] - z_k(h)\}, \quad (3)$$

где w_{kl} – приращение весов на текущей итерации; η – коэффициент обучения, значения которого выбираются в интервале $[0, 1]$; $F[d_k(h)]$ – k -й относительно маски $M_1 \times M_2$ пикセル целевого изображения, на выделение которого настраивается нейронная сеть.

Блок коррекции весов выполняет операцию по формуле (3). На его входы поступают два изображения: на первый вход – целевое изображение с выхода маски цели размером $M_1 \times M_2$, полученное в результате обработки маской цели фрагмента

изображения, сформированного в интерактивном режиме или поступившего из базы данных; на второй вход – обратное двумерное дискретное преобразование спектра изображения, преобразованного нейронной сетью, согласно формуле (2), на вход которой поступает спектр преобразования Фурье от блока ДДПФ 1.

Формула (2) предполагает, что число узлов во входном и выходном слоях нейронной сети одинаково. Качество сегментации сегментирующей системы (рис. 1) может быть улучшено за счет того, что поскольку каждый узел нейронной сети связан с определенной частотной составляющей спектра изображения, то число узлов в выходном слое нейронной сети может быть уменьшено посредством исключения нерелевантных частот.

Ошибка в h -й итерации вычисляется как

$$E(h) = \frac{1}{2} \sum_{k \in M_1 \times M_2} \{d_k(h) - F^{-1}[z_k(h)]\}^2, \quad (4)$$

где $F^{-1}[z_k(h)]$ – k -й отсчет на выходе блока ОДДПФ.

Схема алгоритма, реализующего вышеописанный способ обучения нейронной сети, показана на рис. 4.

В блоке 2 осуществляется выбор примера посредством интерактивного режима или из базы данных. В блоке 3 формируется целевая маска. Формирование целевой маски осуществляется пользователем или, так же как и в блоке 2, вводится из базы данных примеров. В блоке 4 вычисляется ДДПФ примера h . В блоке 5 нейронная сеть NET преобразует спектральные коэффициенты согласно установленным весам. В блоке 6 вычисляется ОДДПФ от преобразованных NET спектральных коэффициентов. В блоке 7 определяется ошибка «онлайн» по формуле (4). Если ошибка удовлетворительная, то выбирает-

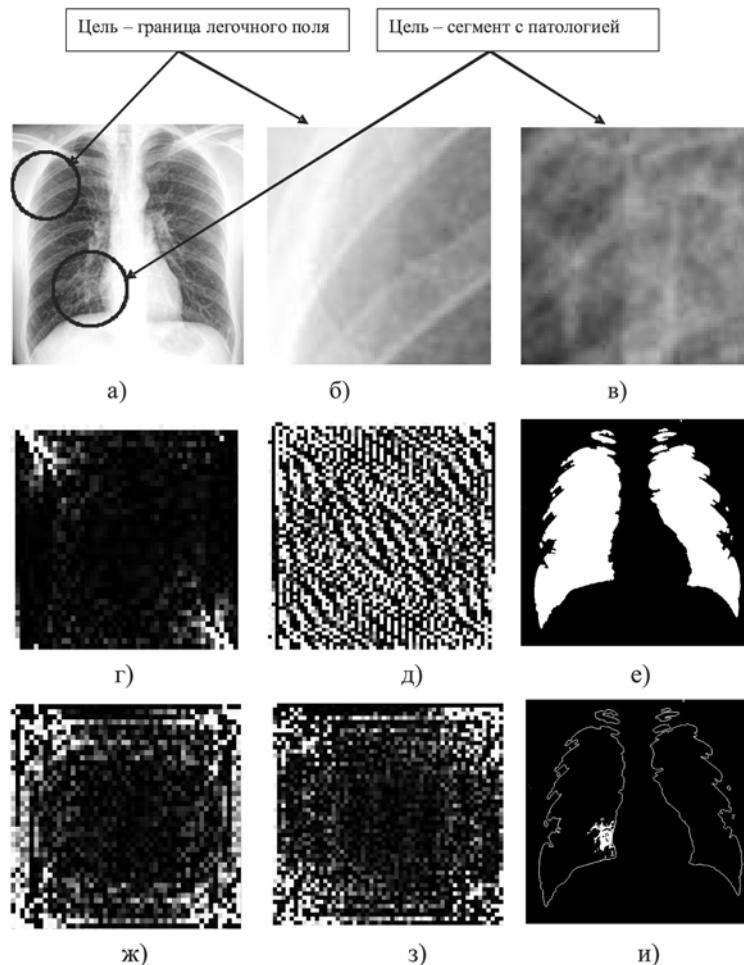


Рис. 3. Эксперименты по обработке рентгенограмм грудной клетки: а) исходная рентгенограмма легочного поля; б) выделенный фрагмент границы без патологии; в) выделенный фрагмент границы с патологией; г), д), ж), з) спектры выделенных фрагментов границ; е), и) соответствующие целевые изображения

ся следующий пример (блоки 10 и 11), если нет, то корректируются параметры в блоке NET.

Таким образом, для обработки изображения рентгенограммы грудной клетки предложены гибридные интеллектуальные модели, интегрирующие методологию Фурье-анализа, нейросетевой классификации и аддитивной фильтрации в спектральной области, позволяющие выделять на рентгенограммах сегменты, связанные с диагностируемым заболеванием. Решения, принимаемые посредством модели (*рис. 1*), можно рассматривать как «слабые» классификаторы. Меняя размеры окна на входе модели (*рис. 1*), получают множество «слабых» классификаторов, путем агрегации которых получают «сильные» классификаторы.

Алгоритмы настройки и функционирования фильтров гибридных моделей, а также модели сегментации рентгенограмм апробированы на сегментации рентгенограмм больных пневмонией при дифференцировании онкологии и пневмонии, что является сложным случаем, по мнению рентгенологов.

Для проверки эффективности предложенных методов и алгоритмов классификации были исследованы 60 рентгенограмм с патологическими образованиями, связанными с он-

кологическими заболеваниями и пневмонией. Критерием достоверности диагностического заключения считали результат исследования рентгеновского снимка, выполненный двумя врачами-рентгенологами. Экспериментальная проверка классификации рентгеновских снимков по классам «онкология-пневмония» составила не менее 0,85; а диагностическая специфичность – не менее 0,75.

Качество работы алгоритма оценивалось также по критерию M_{ω_i} – процентное отношение неправильно классифицированных пикселов данного ω_i класса к общему количеству пикселов этого класса на эталонном изображении – и по критерию ϵ , который позволяет учитывать местоположение неправильно классифицированных сегментов [8]. Для сравнения те же морфологические образования выделялись на основе модели активного контура [9]. Пиксели рентгенограммы классифицировались по трем классам: морфологические образования пневмонии (класс ω_1), онкологии (класс ω_2) и фона – «все остальное» (класс ω_0).

На основе исследованных патологических образований и выбранных критериев качества сегментации была проведена апробация классификаторов рентгенограмм по дифференци-

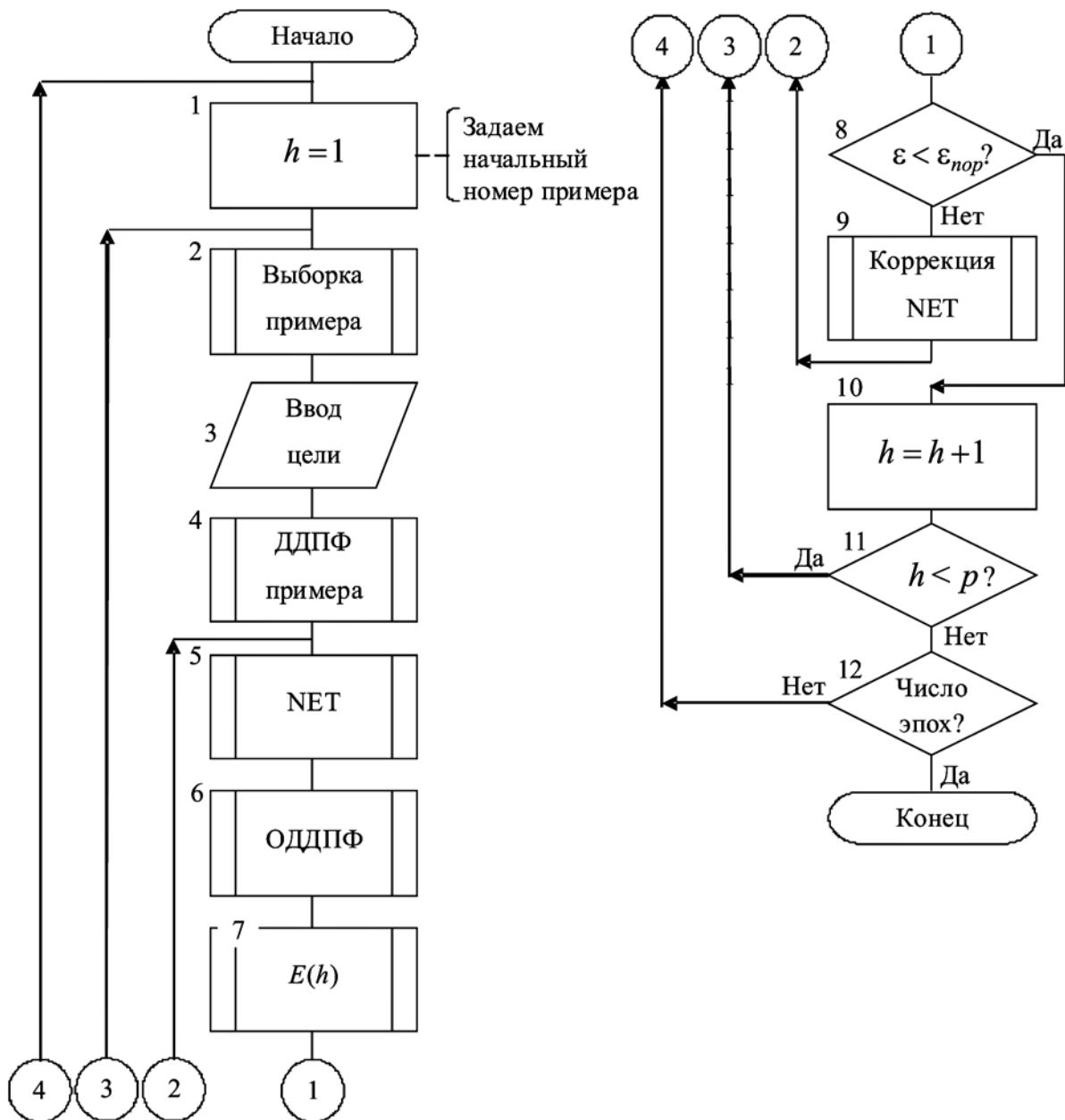


Рис. 4. Схема алгоритма обучения нейронной сети на выделение сегмента с патологическим образованием заданного класса

альной диагностике пневмонии и онкологических заболеваний, которая показала качество классификации по критерию M не ниже 15 %, а по критерию ϵ – не ниже 50 единиц.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-00164а.

Список литературы:

1. Томакова Р.А., Томаков М.В., Дураков И.В. и др. Метод классификации рентгенограмм на основе использования глобальной информации об их структуре // Биомедицинская радиоэлектроника. 2016. № 9. С. 45-51.
2. Людин М.В., Кудрявцев П.С., Подмастерьев К.В. и др. Математические модели для интеллектуальных систем классификации рентгенограмм грудной клетки // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение». 2016. № 2 (19). С. 94-107.
3. Филист С.А., Шаталова О.В., Ефремов М.А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение. 2014. № 6. С. 35-39.
4. Кудрявцев П.С., Кузьмин А.А. Развитие методологии бустинга для классификации рентгенограмм грудной клетки // Биомедицинская радиоэлектроника. 2016. № 9. С. 10-15.
5. Томакова Р.А., Филист С.А., Яа Зар До Универсальные сетевые модели для задач классификации биомедицинских данных // Известия Юго-Западного государственного университета. 2012. № 4 (43). С. 44-50.
6. Людин М.В., Филист С.А., Кудрявцев П.С. Способ выделения и классификации контуров легких на изображениях флюорограмм грудной клетки // Наукоемкие технологии. 2014. № 12. Т. 15. С. 25-30.

7. Филист С.А., Емельянов С.Г., Рыбочкин А.Ф. Нейросетевой решающий модуль для исследования живых систем // Известия Курского государственного технического университета. 2008. № 2 (23). С. 77-82.
8. Захаров А.В., Кольцов П.П., Кравченко Н.В., Куцаев А.С., Осипов А.С. Некоторые методы сравнительного исследования детекторов границ // Труды НИИСИ РАН. 2012. Т. 2. № 1. С. 4-13.
9. Мурашов Д.М. Метод автоматизированной сегментации изображений цитологических препаратов на основе модели активного контура // Труды МФТИ. 2009. Т. 1. № 1. С. 80-89.

Сергей Алексеевич Филист,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра биомедицинской инженерии,
Римма Александровна Томакова,
д-р техн. наук, профессор,
Сергей Викторович Дегтярев,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра программной инженерии,
Анатолий Федорович Рыбочкин,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра космического приборостроения,
ФГБОУ ВО «Юго-Западный
государственный университет»,
г. Курск,
e-mail: sfilist@gmail.com

**Н.А. Кореневский, М.И. Лукашов, В.В. Дмитриева, Е.В. Письменная,
А.В. Иванов, Д.И. Кича, Т.И. Субботина, А.И. Колесник**

**Оценка эффективности лечения больных генитальным герпесом по электрическим
характеристикам тканей в специфических точках акупунктуры на основе нечеткой
математической модели**

Аннотация

Рассматриваются вопросы классификации стадий генитального герпеса на основе информации, снимаемой с акупунктурных точек Р7 и VC7, меняющих свои энергетические характеристики при возрастании активности генитального герпеса. Показывается, что включение методов рефлексотерапии в традиционные схемы лечения позволяет уменьшить продолжительность клинических эпизодов. Приводится схема автономного прибора на базе микроконтроллера с малым энергопотреблением, обеспечивающего контроль энергетического состояния точек акупунктуры.

Методы исследования

Работами отечественных и зарубежных ученых было доказано, что для решения ряда задач прогнозирования, ранней и дифференциальной диагностики заболеваний, включая различные заболевания кожи, целесообразно использовать электрические характеристики точек акупунктуры (биологически активных точек – БАТ) [1]-[4].

Одной из важных задач синтеза правил принятия решений является выбор информативных признаков, и в частности информативных БАТ.

В работах [1], [2] было показано, что процедура выбора информативных БАТ будет эффективнее, если учитывать особенности «вывода» информации о состоянии внутренних структур организма на эти точки. К таким особенностям относятся: вывод большого количества информации на одну точку (множество диагнозов, симптомов, синдромов); циклические изменения энергетического состояния БАТ в течение суток даже при нормальной энергетической сбалансированности мериди-

ан; большой объем данных, который нужно анализировать, если патология заранее не известна и др. Все это затрудняет процедуру выбора информативных точек при использовании традиционных методов, принятых в теории информации и теории распознавания образов.

Для преодоления этих трудностей на кафедре биомедицинской инженерии Юго-Западного государственного университета предложены методы поиска таких комбинаций БАТ, анализ которых позволяет подтвердить исследуемую ситуацию (диагноз) и опровергнуть ситуации, «выводимые» на БАТ по справочным данным, но отсутствующие у исследуемого [1]-[3]. Эти комбинации называются диагностически значимыми точками (ДЗТ). Основная идея получения списков ДЗТ заключается в следующем.

Для получения списка БАТ, которые потенциально могут подтвердить искомую ситуацию (диагноз) x_o и исключить остальные возможные ситуации x_k ($k = 1, 2, \dots, K$) или, по крайней мере, минимизировать список последних, предлагается формировать специальную двоичную таблицу связей (ДТС).