

## Алгоритмизация процесса распознавания состояний физиологических объектов на основе специальных рентгеновских изображений

В.А. Васильченко<sup>1</sup>, В.Л. Бурковский<sup>1</sup>, А.Д. Данилов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Воронежский государственный технический университет, Россия, Воронеж

### Аннотация

В статье рассмотрены результаты разработки модуля экспертной системы диагностики заболеваний, основанной на методе нейросетевого анализа. Установлено, что максимальной эффективностью по обработке снимков аппаратов магнитно-резонансной томографии обладают сверточные нейронные сети. При этом сформирован алгоритм по выбору оптимальной структуры нейронной сети в формате поставленной задачи. Итогом проделанной работы стала сформированная сверточная нейронная сеть, способная с высокой долей вероятности обнаруживать очаги патологических изменений тканей на снимках магнитно-резонансного томографа. Апробация метода осуществлялась на отдельно взятом органе человека – лёгких. Система в тестовом режиме внедрена в одну из крупнейших клиник города.

**Ключевые слова:** магнитно-резонансная томография, диагностика, бинаризация, классификация, сверточная нейронная сеть.

**Цитирование:** Васильченко, В.А. Алгоритмизация процесса распознавания состояний физиологических объектов на основе специальных рентгеновских изображений / В.А. Васильченко, В.Л. Бурковский, А.Д. Данилов // Компьютерная оптика. – 2019. – Т. 43, № 2. – С. 296-303. – DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-296-303.

### Введение

Ведущим средством диагностики заболеваний ряда органов является магнитно-резонансная томография (МРТ) [1].

Современные магнитно-резонансные томографы имеют возможность производить снимки с высоким пространственным разрешением. Время такого обследования занимает не более нескольких минут. Но процесс обработки и анализа снимков, а также получение заключения требуют гораздо большего времени. Кроме того, процесс анализа изображения магнитно-резонансного томографа связан с высокой квалификацией врача. В связи с этим становится актуальной задача повышения качества и скорости проведения обследований путём автоматизации процесса анализа изображений МРТ с помощью программного комплекса.

Первоочередной задачей алгоритмизации процесса распознавания состояний физиологических объектов является определение их нормального строения, а также возможные варианты отклонения от нормы. Изображение органов на снимках магнитно-резонансного томографа представляется в виде участков низкой плотности (тёмный цвет) и участков высокой плотности (светлый цвет). Анализ изображения позволяет выделить обследуемый орган, а также сосуды, мышечную и костную ткани (рис. 1).

В настоящий момент уже проделана обширная работа по разработке алгоритмов и методик обработки изображений для явного выделения отличительных признаков, характерных для пациентов [2, 3].

Тем не менее, все эти процессы связаны со значительными затратами времени. Для дальнейшего повышения точности прогноза требуются огромные объёмы маркированных данных. Обработка изображений и выделение отличительных признаков в набо-

рах данных изображений – весьма сложный и длительный процесс.



Рис. 1. Снимок человека, сделанный с помощью магнитно-резонансного томографа

Выявление какой-либо закономерности в расположении того или иного рисунка исследуемого органа является главной задачей процесса диагностики. В данной статье рассмотрена модификация подхода к алгоритмизации процессов визуализации данных КТ, целью которого является автоматизация процесса обнаружения образований в лёгких [1]. При этом основная задача [1] заключается в выявлении закономерностей лёгочного рисунка для дальнейшей возможности определения нормального состояния лёгочной ткани и вариантов отклонения от нормы.

### Аналитическая часть

Предложенный метод нейросетевого анализа включает в себя следующие основные этапы:

- бинаризация – преобразование снимка магнитно-резонансного томографа в черно-белое изображение для упрощения его дальнейшей обработки;
- контуризация – выделение на полученном бинаризованном изображении контуров исследуемого объекта для определения его положения на снимке и дальнейшей классификации найденных контуров внутри лёгочных долей;
- классификация – определение принадлежности объекта к элементу органа человека или к патологии.

Бинаризация

Адаптивная бинаризация является первой стадией для перевода исходного изображения магнитно-резонансного томографа в чёрно-белое. Локальные или глобальные гистограммы яркости пикселей являются основой для такого рода алгоритмов. В первую очередь необходимо произвести выбор порога по яркости, то есть произвести пороговую классификацию. Основная идея заключается в том, чтобы разделить снимок на светлые объекты и тёмный фон. Другими словами, объект – это набор пикселей, яркость которых выше выбранного порога, а фон – набор остальных пикселей. В представленной разработке выбор порога осуществлялся на основе метода Оцу, который реализован в библиотеке OpenCV [5]. Гистограмма изображения разделяется на два класса. Задача сводится к тому, чтобы выставить порог между этими классами таким образом, чтобы каждый из них был максимально плотным, то есть минимизировать внутриклассовую дисперсию, рассчитываемую как взвешенная сумма дисперсий двух классов:

$$\sigma_{\omega}^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t), \tag{1}$$

где  $w_i$  – это вероятность класса,  $\sigma_i^2$  это дисперсия класса, а  $t$  – текущий порог. Оцу доказал, что максимизация межклассовой дисперсии равна минимизации внутриклассовой дисперсии:

$$\sigma_b^2(t) = w_1(t)w_2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2 = \sigma^2 - \sigma_{\omega}^2(t), \tag{2}$$

где  $\mu_1$  и  $\mu_2$  – среднее арифметическое значение для каждого из классов. При этом  $\mu_i$  имеет возможность итеративного обновления. Общее описание алгоритма выглядит следующим образом:

1. Формируется гистограмма на основе одного прохода через все пиксели.
2. Осуществляется проход через всю гистограмму, начиная с порога  $t=1$ . Пересчёт на каждом шаге дисперсии  $\sigma_{\omega}$ .
3. Если дисперсия  $\sigma_{\omega}$  больше максимума, то обновляется дисперсия и порог  $T$ .
4. Искомый порог равен  $T$ .

В результате получается, что для каждого изображения магнитно-резонансного томографа вычисляется собственный порог бинаризации. Следующий этап бинаризации связан с контуризацией монохромного изображения.

Первостепенной задачей является выделение контуров объекта.

Контуризация

Разбиение бинаризованного изображения на контуры производилось с помощью метода выделения границ Кэнни [6, 7]. Детектор границ Кэнни является одним из лучших детекторов.

Реализация алгоритма Кэнни включает следующие этапы:

1. Сглаживание, т.е. снижение чёткости изображения, чтобы в дальнейшем удалить шум.
2. Поиск градиентов. Границы получают отметку там, где градиент изображения приобретает максимально возможное значение.
3. Подавление немаксимумов. В качестве границ используются только локальные максимумы.
4. Двойная пороговая фильтрация. Определение порогом потенциальных границ.
5. Трассировка области неоднозначности. Результирующие границы строятся путём подавления краёв, которые не связаны с определёнными границами.

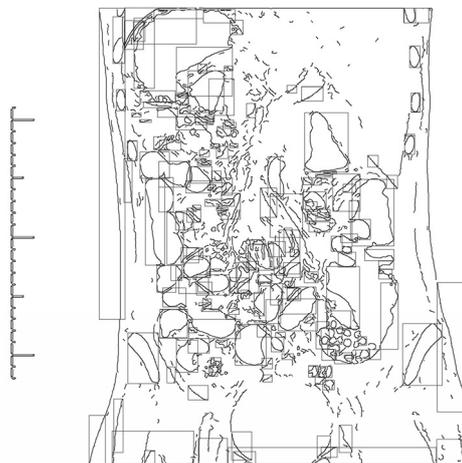


Рис. 2. Примеры выделенных контуров

Чтобы минимизировать чувствительность алгоритма Кэнни к шуму, необходимо отфильтровать снимок. Для этого применяется первая производная Гауссиана, вследствие чего изображение получается размытым. Маска Гауссиана выглядит следующим стандартным образом:

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A. \tag{3}$$

Для определения границ изображения требуется вычислить градиент сглаженного изображения. В результате контур границы состоит из точек максимумов градиента изображения, а немаксимальные точки, которые лежат рядом с границей, удаляются. Также необходимо использование информации и о направлении границы. Требуется удалять точки рядом с границей, при этом не повреждая саму границу вблизи локальных максимумов градиента. Определе-

ние направления градиента производится с помощью оператора Собеля [8]. В результате полученные углы округляются и приводятся к одному из четырёх значений: 0, 45, 90, 135. Следующим этапом следует удаление слабых границ на основе двух порогов. Обработка фрагмента границы производится как единое целое. В случае, когда значение градиента на каком-либо исследуемом участке превысит верхний порог, данный участок остаётся также «допустимой» границей. Когда на протяжении всего участка нет ни одной точки со значением, которое больше верхнего порога, происходит удаление этого участка. Этот гистерезис даёт возможность уменьшить число разрывов выходных границ. Шумоподавление, используемое в алгоритме Кэнни, с одной стороны, улучшает результат, но с другой – не только увеличивает вычислительные затраты, но и приводит к искажению или даже потере чётких границ. Недостатком данного метода является высокое требование к вычислительным ресурсам, а также возможное незначительное округление контуров объекта, что применительно к поставленной задаче не является значительным недостатком, так как контуры исследуемого рисунка преимущественно имеют скруглённые границы.

#### Классификация

В настоящее время разработано большое количество подходов и алгоритмов классификации, наиболее перспективными и эффективными из которых являются: метод опорных векторов, дискриминантный анализ и алгоритм искусственных нейронных сетей [9].

В программном комплексе использована реализация метода опорных векторов из библиотеки алгоритмов Microsoft Azure [10]. Алгоритм предполагает, что распределение данных описывается прямой линией. Это предположение несколько снижает точность при решении задачи классификации по снимкам магнитно-резонансного томографа. С другой стороны, простота реализации и быстрота обучения позволяет его использовать в параллельной связке с другими методами классификации. Ещё одним преимуществом реализации Azure является то, что в нём есть модульный блок подбора параметров, который автоматически пробует все комбинации параметров с указанной степенью детализации.

Метод линейного дискриминантного анализа обрабатывает изображения в векторном представлении, производит поиск линейной комбинации переменных, которая наилучшим образом относит исследуемый объект на снимке к одному из двух классов. Линейный дискриминантный анализ работает с информацией о принадлежности объекта к одному из классов, хотя и не является алгоритмом классификации в чистом виде, но в комплексе с другими классификаторами позволяет значительно повысить точность классификации объекта. Алгоритм реализован в open-source-библиотеке Alglib [11].

Данные математические модели применялись для всех объектов снимка. Каждый из представленных алгоритмов имеет свои преимущества и недостатки.

Для повышения эффективности классификации изображения решено использовать принцип параллельного анализа. Три метода независимо производят классификацию представленного объекта на снимке. В случае, если результаты двух из трёх методов указывают на то, что объект снимка томографа относится к опухоли, экспертная система принимает решение отметить данный участок как патологию. Наиболее сложным и нетривиальным является алгоритм нейронных сетей. Сложность заключается в том, что не существует универсального подхода для выбора типа и структуры нейронной сети. В экспертной системе принято решение использовать свёрточную нейронную сеть. Данный выбор был основан на исследованиях 2004–2008 годов об узловых образованиях в лёгких [12].

На вход нейронной сети подаётся набор числовых значений каждого объекта – вектор признаков. Набор состоит из 360 значений (от 0 до 359), который задаёт частоту встречаемости углов между осью ординат и градиентом яркости исследуемого объекта изображения [13]. На выходе нейронной сети получается единственное числовое значение, которое равно или близко к нулю, если данный объект снимка относится к элементу рассматриваемого рисунка, либо значение равно или близко к единице, если объект является доброкачественным или злокачественным образованием.

Свёрточные нейронные сети, которые позволяют обеспечить максимальную эффективность работы, а также точность полученных результатов, при решении задачи диагностики заболеваний должны обладать следующими свойствами и характеристиками:

#### 1. Характеристики входного слоя:

- входные изображения должны быть квадратными;
- высота и ширина входного изображения должны быть многократно кратны двум до однозначных чисел.

#### 2. Характеристики свёрточного слоя:

- параметры слоя  $S$  (смещение фильтров) и  $P$  (добавление нулей) необходимо выбрать так, чтобы размеры свёрточного слоя являлись целочисленными, а также равными размерности предыдущего слоя, при том, что предыдущий слой не будет также являться свёрточным слоем;
- как показали эксперименты, эффективнее всего использовать фильтры малого размера:  $3 \times 3$  или  $5 \times 5$ . Но для входных изображений, имеющих большие размеры, фильтры первого свёрточного слоя могут быть выбраны и  $7 \times 7$ ;
- с увеличением входного слоя сети необходимо увеличивать количество фильтров в свёрточных слоях. Максимальная эффективность будет получена, если количество фильтров для более глубоких свёрточных слоев становилось бы больше.

#### 3. Характеристики слоя субдескрипторизации:

- наиболее эффективно использование функции слоя субдескрипторизации – выбор максимального значения, а не расчёт среднего;

- окно слоя субдискритизации должно быть  $2 \times 2$ , так как значительные размеры окна разрушают признаки, выделенные свёрточными сетями.
- 4. Характеристики свёрточной нейронной сети:
  - сеть должна иметь следующую структуру:
  - свёрточный слой принадлежит диапазону значений  $[1; 3]$ , слой субдискритизации –  $[0; 1]$ , полносвязный слой –  $[0; 2]$ ;
  - увеличение размера и сложности входного изображения должно увеличивать размер свёрточного слоя;
  - использование максимального значения количества свёрточных слоёв и слоёв субдискритизации при минимальном количестве полносвязных слоёв.

Данные рекомендации использованы при построении свёрточной нейронной сети диагностики легочных заболеваний. Возможен опциональный ввод основных и дополнительных параметров сети. В результате формируется набор архитектур свёрточных нейронных сетей, которые являются эффективными для поставленной задачи, а также имеют высокий класс точности.

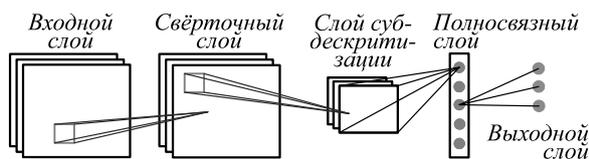


Рис. 3. Архитектура свёрточной нейронной сети

Задача разработки свёрточной нейронной сети для диагностики заболеваний по снимкам магнитно-резонансного томографа сводится к приведению исходного изображения во входном слое к слоям с минимальными размерами. На данном подходе базируется алгоритм, который выбирает параметры архитектуры свёрточной нейронной сети в зависимости от характеристик входного изображения и опирается на рекомендации, описанные выше.

Алгоритм включает следующие этапы:

1. Задание параметров сети: установка размера квадратных фильтров  $F$ , а также количество свёрточных слоёв  $n$  и слоёв субдискритизации  $m$ . Чем сложнее снимок, тем большие значения должны принимать указанные параметры.
2. Задание параметров входного слоя: установка размера входного изображения с длиной стороны, равной  $N$ . Задание глубины входного слоя  $D$ , равного количеству цветных каналов и количеству классов  $C$ .
3. Инициализация глубины сети  $d$ , переменной цикла формирования свёрточных слоёв  $i_n$ , а также глубины предыдущего свёрточного слоя  $Filters_p$ .
4. Если  $i_n$  не равно  $n$ , то формируется свёрточный слой, в противном случае переход к пункту 8. Определение:

$$F = \begin{cases} 3, & \text{при } (N < 32), \\ 5, & \text{при } (32 < N < 64), \\ 7, & \text{при } (N > 64), \end{cases} \quad (4)$$

$$Filters = \begin{cases} 8, & \text{при } F = 7 \text{ и } d = 0, \\ 16, & \text{при } F = 7 \text{ и } d = 0, \\ 24, & \text{при } F = 7 \text{ и } d = 0, \\ Filters_p \parallel 1, 25 Filters_p, & \text{при } d > 0. \end{cases} \quad (5)$$

- 4.1. Если  $i_n$  равно 0, формируется первый свёрточный слой, если нет – пункт 4.2.  $P$  и  $S$  рассчитывается путём решения системы уравнений:

$$\begin{cases} S = (N - F + P2) / (N - 1), \\ P = \frac{(N - 1)S - N + F}{2}. \end{cases} \quad (6)$$

- 4.2. Устанавливается значение  $P$  таким образом, чтобы оно было минимальным из отрезка  $[0; F]$  и соответствовало формулам (7) и (8), где  $W_p$  и  $H_p$  – ширина и высота предыдущего слоя, а  $W$  и  $H$  – ширина и высота свёрточного слоя соответственно.

$$W = \frac{W_p - F + P2}{S} + 1, \quad (7)$$

$$H = \frac{H_p - F + P2}{S} + 1. \quad (8)$$

- 4.3.  $S$  выбирается так, чтобы он был минимальным целочисленным значением из отрезка  $[1; F]$ . При этом размеры свёрточного слоя должны быть целочисленными и соответствовать формулам (14) и (15).

5. Рассчитывается  $N$ , где  $N_p$  – размер предыдущего слоя сети

$$N = ((N_p - F + P2) / S) + 1. \quad (9)$$

6. Расчёт пороговой функции, где  $x$  – сигнал нейрона свёрточного слоя

$$AF_c = \max(0, x). \quad (10)$$

7.  $i_n + 1$  и переход к пункту 5.
8. При  $m = 1$  и  $m > 1$  происходит формирование значений слоя субдискритизации. В противном случае переход к пункту 10.  $U$  устанавливается значение 2.  $S$  устанавливается значение  $U$ .  $Subf$  устанавливается максимальным возможным значением через функцию  $\max$ .

9. Подсчёт  $N$  для слоя субдискритизации:

$$N = ((N_p - U) / S) + 1. \quad (11)$$

10.  $d = d + 1$ .
11. При  $N \geq 3$  – формирование нового уровня сети и переход к пункту 4, в противном случае переход к пункту 12.

12. Выбор параметров полносвязного слоя сети  $K=C$ . Функция активации нейронов:

$$AF_{fc} = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (12)$$

где  $x$  – сигнал нейрона полносвязного слоя, который вычисляется путём взвешенного суммирования входных сигналов нейрона.

13. Формирование выходного слоя сети, определяющего тип входного изображения. Отнесение его к представленному классу  $C$ .

Полученную архитектуру сети возможно модифицировать с помощью дополнительных правил:

1. Добавление свёрточного слоя. Начинать необходимо с максимально глубокого уровня.
2. Увеличение количества фильтров. Начинать необходимо с наиболее глубокого уровня.
3. Добавление нового уровня сети. Начинать необходимо с наиболее глубокого уровня.

В сети используется сигмоидальная функция активации с областью значений  $(0, 1)$ , которая определяется следующим образом:

$$f_i(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (13)$$

$$f_i'(x) = f_i(x)[1 - f_i(x)]. \quad (14)$$

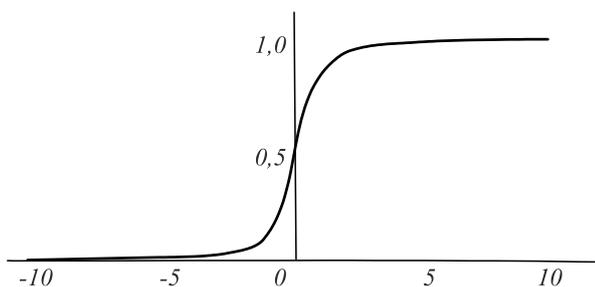


Рис. 4. Сигмоидальная функция для активации нейронной сети

Она непрерывна, дифференцируема и является монотонно неубывающей.

Разработанный алгоритм протестирован на снимках магнитно-резонансного томографа лёгочных долей человека. Обучение производилось на обработанных изображениях разрешением  $300 \times 300$  пикселей. Объём обучающей выборки составил 79 изображений. Искусственная нейронная сеть обучалась с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. В ходе исследования было выявлено, что рост числа нейронов в скрытом слое значительно увеличивает количество итераций, которые необходимы для обучения искусственной нейронной сети. Однако результат работы алгоритма улучшается незначительно. В результате работы нейронной сети получается обработанное изображение магнитно-резонансного томографа, на котором красным цветом выделены объекты, распознанные как образования в легочных долях. Примеры результатов работы алгоритма представлены на рис. 6.

### Анализ результатов обработки данных КТ

Для проверки и тестирования предложенного алгоритма была использована база изображений пульмонологического отделения Воронежской областной клинической больницы №1. Данная база включает в себя изображения КТ с различными видами образований: пневмонии, туберкулезы, туберкулемы, абсцессы, эмфиземы, саркоидозы, рак (центральный и периферический), метастазы.

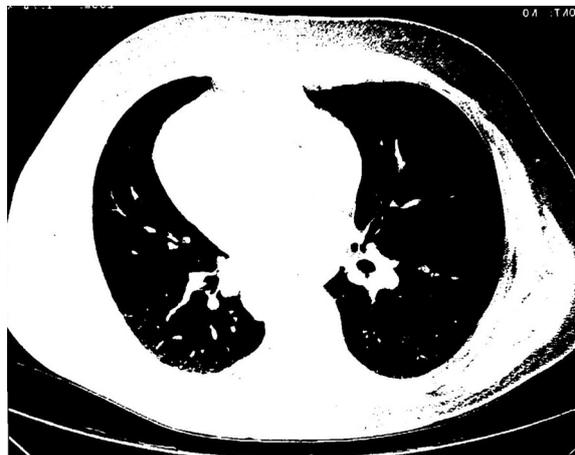


Рис. 5. Исходный снимок КТ легкого

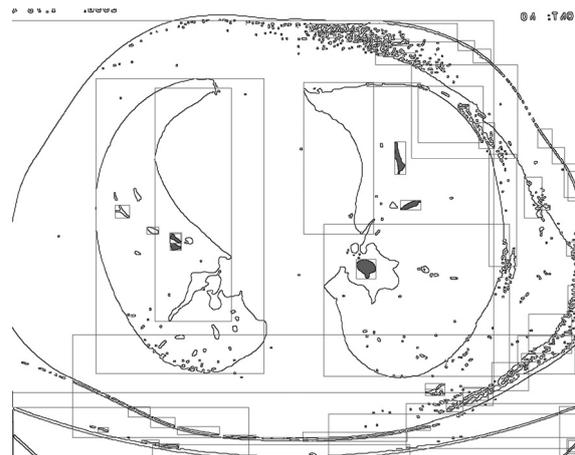


Рис. 6. Результаты работы алгоритма

На тестовой выборке из 50 изображений алгоритм в 95% случаев безошибочно определяет отсутствие образований или же обнаруживает сами образования на снимке. На оставшиеся 5% приходится случаи, когда части бронх или большие сосуды ошибочно принимаются за образования.

Образования, относящиеся к диафрагме грудной клетки или средостению, достаточно сложно контурировать. Данная проблема возникает по причине того, что классификация производится для каждого из контуров индивидуально. Поэтому рассмотрение не только отдельных контуров, но и их совокупности значительно повысит эффективность предложенного метода. Ещё одним значительным улучшением является анализ межкадровых изменений лёгочного рисунка [14]. В настоящее время данный анализ производится врачами-рентгенологами при описании исследуемого изображения магнитно-резонансного томографа.

В режиме консультаций общение с экспертной системой осуществляет врач-пульмонолог, которого в первую очередь интересует результат-диагноз, а уже потом способ его получения [15]. Стоит отметить, что в отличие от традиционных программ, экспертная система диагностики заболеваний лёгких при решении задачи не только исполняет предписанную алгоритмом последовательность операций, но и сама предварительно создает её.

### Заключение

Предлагаемый модуль экспертной системы диагностики и лечения значительно расширяет её возможности по комплексному подходу в решении поставленной задачи. Реализованная нейронная сеть имеет возможность самообучаться на данных решаемых задачах, пополняя автоматически свою базу знаний результатами полученных выводов и решений, а метод опорных векторов и дискриминантный анализ позволяет свести к минимуму вероятность ошибки экспертной системы. Предлагаемая экспертная система может быть успешно реализована в рамках биотехнических комплексов, базирующихся на данных компьютерной томографии.

### Литература

1. Магнитно-резонансная томография. 2018. URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Магнитно-резонансная\\_томография](https://ru.wikipedia.org/wiki/Магнитно-резонансная_томография) (дата обращения: 27.12.2018).
2. **Васильченко, В.А.** Анализ и выбор структуры объектно-реляционной СУБД медицинской информационной системы / В.А. Васильченко, В.Л. Бурковский // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2015. – Т. 3, № 3. – С. 57-59.
3. **Васильченко, В.А.** Структура экспертной системы оперативной диагностики и лечения заболеваний легких / В.А. Васильченко, В.Л. Бурковский // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2016. – Т. 12, № 1. – С. 28-31.
4. **Максимова, Е.И.** Алгоритм обнаружения образований в легких человека на снимках компьютерного томографа с использованием искусственной нейронной сети / Е.И. Максимова, П.А. Хаустов // *Фундаментальные исследования*. – 2016. – № 4, часть 2. – С. 290-294.
5. EmguCV. 2017. URL: [http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main\\_Page](http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page) (дата обращения: 27.12.2018).
6. **Canny J.** A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986; 6: 679-698.
7. **Круглов, В.И.** Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.И. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2002. – 312 с.
8. **Гонсалес, Р.** Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1007 с.
9. **Criffith, A.K.** Edge detection in simple scenes using a priori information / A.K. Criffith // *IEEE Transactions on Computers*. – 1971. – Vol. 5. – P. 551-561.
10. Как выбирать алгоритмы для машинного обучения Microsoft Azure. – 2018. – URL: <https://msdn.microsoft.com/ru-ru/mt745082.aspx> (дата обращения: 27.12.2018).
11. ALGLIB. – 2018. – URL: <https://www.alglib.net> (дата обращения: 27.12.2018).
12. **Спринджук, М.В.** Компьютер-ассистированная диагностика узловых образований в легких (обзор литературы) [Электронный ресурс] / М.В. Спринджук, В.А. Ковалев, Э.В. Снежко, А.А. Дмитрук, А.Л. Богуш, С.А. Хоружик // *Поволжский онкологический вестник*. – 2010. – URL: [oncovestnik.ru/index.php/diagnostika/item/864-kompyuter-assistirovannaya-diagnostika-uzlovyykh-obrazovaniy-v-legkikh-obzor-literatury](http://oncovestnik.ru/index.php/diagnostika/item/864-kompyuter-assistirovannaya-diagnostika-uzlovyykh-obrazovaniy-v-legkikh-obzor-literatury) (дата обращения: 27.12.2018).
13. **Мистюков, Б.В.** Нейросетевое моделирование динамики нелинейных систем / Б.В. Мистюков, В.Л. Бурковский // *Вестник Воронежского государственного технического университета*. – 2012. – Т. 3, № 12-1. – С. 51-56.
14. **Гончарова, Ю.М.** Нейросетевое моделирование острого пиелонефрита в эксперименте / Ю.М. Гончарова, А.Е. Пьяников, В.Л. Бурковский // *Вестник Воронежского государственного технического университета*, 2012. – Т. 8, № 7-1. – С. 54-57.
15. **Спирячин, А.А.** Анализ эффективности использования метода нечеткой классификации и генетических алгоритмов в интеллектуальной системе поддержки принятия врачебных решений / А.А. Спирячин, В.Л. Бурковский, А.П. Воропаев // *Вестник Воронежского государственного технического университета*. – 2015. – Т. 11, № 2. – С. 45-48.

### Сведения об авторах

**Васильченко Владислав Алексеевич**, 1992 года рождения. В 2014 году окончил Воронежский государственный технический университет по специальности «Вычислительные машины, комплексы, системы и сети». Аспирант Воронежского государственного технического университета. Область научных интересов: компьютерное зрение, разработка программного обеспечения по диагностике заболеваний. E-mail: [v.a.vasilchenko@gmail.com](mailto:v.a.vasilchenko@gmail.com). ORCID: 0000-0002-0626-3384.

**Бурковский Виктор Леонидович**, 1950 года рождения. В 1973 году окончил Томский государственный университет по специальности «Прикладная математика и механика». Доктор технических наук с 1991 года, профессор с 1992. Заведующий кафедрой электропривода, автоматизации и управления в технических системах Воронежского государственного технического университета. Область научных интересов: развитие теоретических основ цифровой обработки информации в системах моделирования и принятия решений. E-mail: [bvl@vorstu.ru](mailto:bvl@vorstu.ru). ORCID:0000-0001-7957-9681.

**Данилов Александр Дмитриевич**, 1961 года рождения. В 1983 году окончил Воронежский политехнический институт по специальности «Автоматика и телемеханика». Доктор технических наук с 2004 года, профессор с 2006 года. Профессор кафедры электропривода, автоматизации и управления в технических системах Воронежского государственного технического университета. Область научных интересов: теоретические основы об-

работки информации в сложных системах управления. E-mail: [danilov-ad@yandex.ru](mailto:danilov-ad@yandex.ru). ORCID:0000-0002-1534-5285.

ГРНТИ: 28.23.37

Поступила в редакцию 9 января 2018 г. Окончательный вариант – 10 января 2019 г.

## Algorithmization of the process of recognition of states of living objects based on special x-ray images

V.A. Vasilchenko<sup>1</sup>, V.L. Burkovskiy<sup>1</sup>, A.D. Danilov<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>Voronezh State Technical University, Russia, Voronezh

### Abstract

The article discusses results of the development of an expert system module for diagnosing diseases based on the method of neural network analysis. In the course of the study, it was established that when processing images obtained using magnetic resonance imaging (MRI) devices, convolutional neural networks offer the maximum efficiency. An algorithm is developed to select an optimal neural network structure best suited for our objective. As a result of the work, we developed a convolutional neural network capable of detecting foci of pathological changes in tissues with high probability in the images obtained by MRI scanners. The method was evaluated using a separate human organ - lungs. The system was implemented in a test mode in one of the largest clinics of the city of Voronezh.

**Keywords:** diagnostics, binarization, clustering, classification, convolutional neural network.

**Citation:** Vasilchenko VA, Burkovskiy VL, Danilov AD. Algorithmization of the process of recognition of states of living objects based on special x-ray images. *Computer Optics* 2019; 43(2): 296-303. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-43-2-296-303.

### References

- [1] Magnetic resonance imaging. 2018. Source: [https://en.wikipedia.org/wiki/Magnetic\\_resonance\\_imaging](https://en.wikipedia.org/wiki/Magnetic_resonance_imaging).
- [2] Vasilchenko VA, Burkovskiy VL. Analysis and choice of the structure of the object-relational DBMS of the medical information system [In Russian]. *Bulletin of Voronezh State Technical University* 2015; 3(3): 57-59.
- [3] Vasilchenko VA, Burkovskiy VL. Structure of the expert system of operative diagnosis and treatment of lung diseases [In Russian]. *Bulletin of Voronezh State Technical University* 2016; 12(1): 28-31.
- [4] Maksimova EI, Khaustov PA. Algorithm for detecting formations in the human lungs on images of a computer tomograph using an artificial neural network [In Russian]. *Basic Research* 2016; 4(2): 290-294.
- [5] EmguCV. 2017. Source: [http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main\\_Page](http://www.emgu.com/wiki/index.php/Main_Page).
- [6] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1986; 6: 679-698.
- [7] Kruglov VI, Dli MI, Golunov RY. Fuzzy logic and artificial neural networks [In Russian]. Moscow: "Fizmatlit" Publisher; 2002.
- [8] Gonzalez RC, Woods RE. Digital image processing. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc; 2006.
- [9] Criffith AK. Edge detection in simple scenes using a priori information. *IEEE Trans on Computers* 1971; 5: 551-561.
- [10] How to choose algorithms for Azure Machine Learning Studio. Source: <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/machine-learning/studio/algorithm-choice>.
- [11] ALGLIB. Source: <http://www.alglib.net>.
- [12] Sprindzhuk MV, Kovalev VA, Snezhko EV, Dmitruk AA, Bogush AL, Khoruzhik SA. Computer-assisted diagnosis of nodal structures in the lungs (literature review) [In Russian]. *Povolzhsky oncologybulletin* 2010. Source: <http://oncovestnik.ru/index.php/diagnostika/item/864-kompyuter-assistirovannaya-diagnostika-uzlovnykh-obrazovaniy-v-legkikh-obzor-literatury>.
- [13] Mistyukov BV, Burkovskiy VL. Neural network modeling of the dynamics of nonlinear systems [In Russian]. *Bulletin of Voronezh State Technical University* 2012; 3(12-1): 51-56.
- [14] Goncharova YM, Pyanikov AE, Burkovskiy VL. Neural network modeling of acute pyelonephritis in the experiment [In Russian]. *Bulletin of Voronezh State Technical University* 2012; 8(7-1): 54-57.
- [15] Spirayachin AA, Burkovskiy VL, Voropayev AP. Analysis of the effectiveness of the use of the fuzzy classification method and genetic algorithms in the intellectual decision support system of medical decisions [In Russian]. *Bulletin of Voronezh State Technical University* 2015; 11(2): 45-48.

### Authors' information

**Vladislav Alekseevich Vasilchenko.** 1992 year of birth. In 2014 he graduated from Voronezh State Technical University, majoring in "Computers, Complexes, Systems and Networks". Postgraduate student of Voronezh State Technical University. Scientific interests: computer vision, software development for diagnosing diseases.

**Viktor Leonidovich Burkovskiy.** 1950 year of birth. In 1973 he graduated from Tomsk State University with a degree in Applied Mathematics and Mechanics. Doctor of Technical Sciences since 1991, Professor since 1992. Head of Electric Drive, Automation and Control in Technical Systems department of Voronezh State Technical University. Area

of scientific interests: development of theoretical bases of digital processing and information in modeling and decision making systems. E-mail: [bvl@vorstu.ru](mailto:bvl@vorstu.ru). ORCID: 0000-0001-7957-9681.

**Alexander Dmitrievich Danilov.** 1961 year of birth. In 1983 he graduated from the Voronezh Polytechnic Institute, majoring in Automation and Telemechanics. Doctor of Technical Sciences since 2004, Professor since 2006. Professor of Electric Drive, Automation and Control department in Technical Systems of Voronezh State Technical University. Area of scientific interests: theoretical bases of information processing in complex control systems. E-mail: [danilov-ad@yandex.ru](mailto:danilov-ad@yandex.ru). ORCID: 0000-0002-1534-5285.

---

*Received January 9, 2018. The final version – January 10, 2019.*

---