

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ НА БИОМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Н.Ю. Ильясова, Д.Е. Липка, А.В. Куприянов
Институт систем обработки изображений РАН,
Самарский государственный аэрокосмический университет

Введение

В последние годы применение компьютерных методов при анализе медико-диагностических изображений находит все большее распространение, что обуславливает развитие математических методов, ориентированных на разработку инструментария для научных исследований в интегрированных областях знаний.

Целью настоящей работы является разработка и исследование алгоритмов оценивания диагностических параметров на биомедицинских изображениях с помощью искусственных нейронных сетей.

В работе рассматривается класс биомедицинских изображений, характеризующихся наличием древовидных структур. К таким изображениям можно отнести изображения глазного дна сетчатки глаза и сосудов кровеносной системы человека, а также другие биологические структуры. Примеры таких изображений показаны на рис. 1.

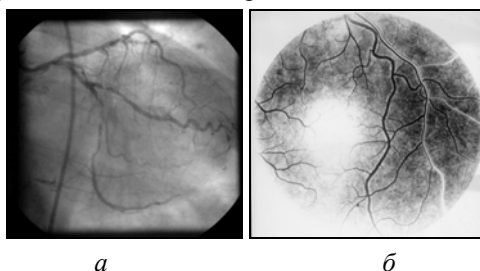


Рис. 1. Примеры биомедицинских изображений:
(а) система коронарных сосудов сердца,
(б) микроциркуляторное русло глазного дна

Оценивание диагностических параметров на таких изображениях сводится к количественному оцениванию параметров объектов, которыми являются сосуды кровеносной системы человека. Визуальное оценивание параметров носит субъективный характер и позволяет дать только качественные оценки. Методы цифрового компьютерного анализа изображений являются объективными и дают возможность количественного анализа параметров изображений.

Разработанный метод позволяет оценивать протяженность объектов на изображениях в заданных точках с заданными направлениями, что дает возможность определения важных параметров объектов (характеристики трассы, толщины сосудистого русла, и т.д.). Основой разработанного алгоритма является использование нейронной сети как инструмента оценки параметров объектов на биомедицинских изображениях. В нашем случае объектами являются русла сосудов на рентгеновских снимках сосудистых систем сердца и глазного дна. Параметрами для оценки являются расстояния между внутренней точкой и границами сосуда в направлениях, перпендикулярных трассе сосуда (рис.2).

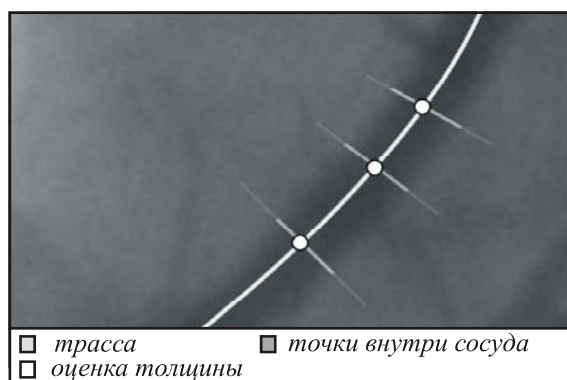


Рис. 2. Оцениваемые параметры объектов

Входом нейронной сети является вектор фиксированной размерности, компонентами которого являются интенсивности точек изображения, лежащих на прямой перпендикулярной трассе сосуда. Компоненты вектора набираются последовательно, начиная с заданной точки внутри сосуда, в направлении границы сосуда (рис. 3). Размерность векторов выбирается исходя из максимальной толщины сосудов на изображениях.

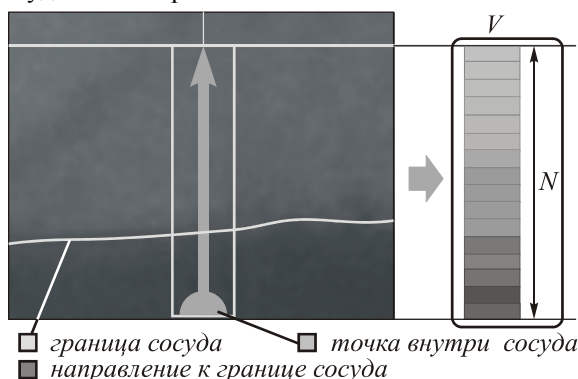


Рис. 3. Формирование входного вектора нейронной сети

1. Формирование обучающей базы образцов для нейронной сети

Обучающая база нейронной сети формируется человеком – экспертом. Его задача заключается в выборе подходящих для обучения изображений и последующем выборе фрагментов на этих изображениях. На рис. 4 представлены два изображения с выбранными фрагментами для обучения.

На следующем этапе производится визуальная оценка диаметров сосудов для каждого образца. На рис. 5 приведен пример визуальной оценки.

Затем каждый фрагмент сосуда трассируется с помощью простейших вспомогательных алгоритмов. В результате трассировки каждый фрагмент

разделяется на определенное количество векторов интенсивностей в соответствии с точками трассы.

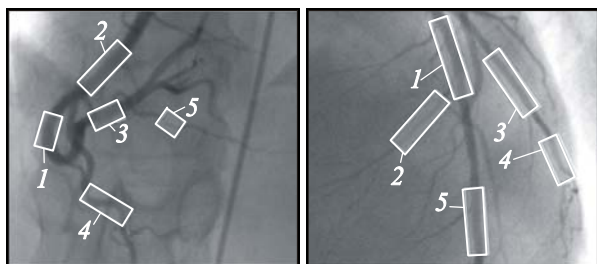


Рис. 4. Обучающие фрагменты изображений

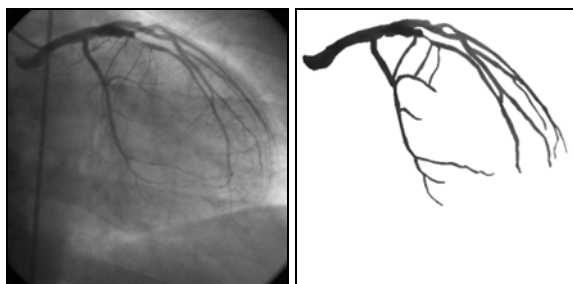


Рис. 5. Пример визуальной оценки диаметров сосудов

Каждому вектору ставится в соответствие значение толщины сосуда в данной точке трассы. Таким образом, с каждого фрагмента изображения собирается набор данных – образцов, для обучения нейронной сети. На рис.6 представлен процесс трассировки фрагмента сосуда.

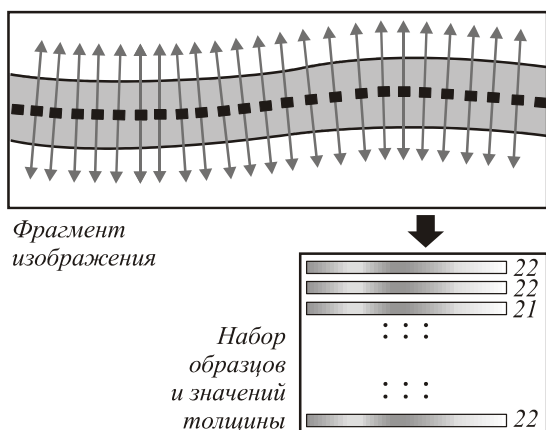


Рис. 6. Трассировка фрагмента сосуда

Совокупность образцов, собранных со всех фрагментов всех изображений, участвующих в обучении, образуют обучающую базу для нейронной сети. Следует отметить, что прежде чем собранные данные смогут принять участие в обучении, необходимо провести процедуру предобработки.

Предобработка данных является наиболее трудоемким элементом данного метода. Она не связана непосредственно с нейронными сетями, но при этом является одним из ключевых элементов. Успех обучения нейронной сети решающим образом зависит от того, в каком виде представлена информация для ее обучения.

2. Процесс обучения нейронной сети

В качестве обучающего алгоритма для нейронной сети был выбран алгоритм *back propagation* [3]. Данный алгоритм подразумевает такой тип обучения, как обучение с учителем, то есть для каждого входа нейронной сети необходимо иметь требуемый выход. Цель обучения заключается в том, чтобы, за конечное число тактов обучения, каждому входному образцу, из обучающей выборки, нейронная сеть ставила в соответствие выход, представленный ей на этапе обучения. В нашем случае входом нейронной сети является вектор интенсивностей размерности N . В качестве выходных данных используются вектора такой же размерности. Для каждого входного вектора из обучающей выборки нам известно расстояние до границы сосуда от заданной точки. В качестве выхода требуется от сети вектор, все компоненты которого равны нулю, кроме компоненты, номер которой совпадает с известным значением толщины.

По окончании процесса обучения нейронная сеть используется для оценки параметров на изображениях, фрагменты которых не входили в обучающую базу. Функционирование алгоритма оценки заключается в следующем: 1) на вход нейронной сети подается вектор, содержащий интенсивности точек изображения, набранные вдоль направления к границе сосуда; 2) сигналы распространяются по всем нейронам сети, в результате из сигналов нейронов выходного слоя формируется результирующий вектор; 3) в качестве оценки толщины берется номер компоненты результирующего вектора, имеющей максимальное значение.

3. Экспериментальное исследование разработанного алгоритма

Разработанный алгоритм тестировался на реальных изображениях двух типов: 1) изображения сосудов сердца; 2) изображения сосудов глазного дна. В медицинской практике получить истинные значения толщины сосудов невозможно. Поэтому единственным способом определения этих параметров является их визуальная оценка экспертом. Например, в реальной жизни таким экспертом является врач, на глаз определяющий патологию сосудов.

В данной работе обучение нейронной сети производилось на фрагментах изображения, содержащих сосуды с различными толщинами. Необходимо отметить, что выбор обучающих фрагментов имеет немаловажное значение. Поскольку точность оценки напрямую зависит от качества обучающих образцов.

Входными данными для нейронной сети являются образцы, полученные из выборки обучающих фрагментов изображения. Истинными значениями толщины в данном случае будут являться результаты визуальной оценки сосудов экспертом.

В ходе эксперимента алгоритм тестировался на фрагментах сосудов, не вошедших в обучающую выборку.

Погрешность оценки определялась следующим образом:

$$\bar{\delta} = \left(\sum_{x=l}^m \frac{|\mathcal{E}(x) - \sigma(x)|^2}{\sigma(x)^2} \right) 100\%,$$

где $\sigma(x)$ – радиус сосуда в точке трассы, использованный при экспертной оценке тестового изображения, $\mathcal{E}(x)$ – оценка радиуса, полученная с помощью разработанного алгоритма.

Результаты тестов показали, что алгоритм дает высокую точность оценки толщины при сравнительно малом количестве обучающих данных и низком качестве тестовых изображений.

4. Сравнительный анализ эффективности предложенного метода

Целью проведения сравнительного анализа эффективности разработанного метода было определение алгоритма, дающего наиболее точную оценку параметров для натуральных изображений.

В экспериментах использовались натурные изображения сосудов сердца. На выбранных изображениях экспертом производилась визуальная оценка параметров сосудов. Были проведены две серии тестов, в каждой из которых производилась оценка толщины сосудов на выбранных фрагментах изображений, с помощью трех рассмотренных алгоритмов: 1) алгоритма градиентного выделения контуров; 2) алгоритма Diadel; 3) разработанного алгоритма. В тестах первой серии нейронная сеть обучалась на фрагментах изображений, использовавшихся при тестировании. В тестах второй серии обучение нейронной сети производилось на фрагментах изображений, не входящих в группу изображений, на которых производилось обучение. Для каждого из трех алгоритмов была рассчитана погрешность оценивания параметров сосудов.

В таблице 1 приведены результаты оценки толщины сосудов различными алгоритмами для случая, когда обучение нейронной сети производилось на фрагментах, взятых с самих тестовых изображений.

В таблице 2 приведены результаты оценки толщины сосудов разработанным алгоритмом, в случае, когда обучение нейронной сети производилось на фрагментах, взятых с других изображений.

Заключение

В результате сравнительного анализа существующих методов оценивания параметров на изображениях было установлено, что данный алгоритм более всего применим к сериям изображений одного типа, например последовательности снимков сосудов сердца. В этом случае данный алгоритм превосходит, по точности полученных результатов, существующие алгоритмы оценивания параметров. Однако следует отметить то, что недостатком данного алгоритма является трудоемкость процесса обучения в случае, когда необходимо одновременно производить оценивание параметров на изображениях разного типа.

Таблица 1. Погрешность оценки толщины сосудов различными алгоритмами оценивания

Номер фрагмента	Использованный алгоритм оценивания.	Погрешность оценки толщины
1	Градиент	3,66 %
	Diadel	1,83 %
	Разработанный алгоритм	1,37 %
2	Градиент	5,42 %
	Diadel	6,28 %
	Разработанный алгоритм	3,21 %
3	Градиент	8,19 %
	Diadel	2,29 %
	Разработанный алгоритм	2,59 %
	Diadel	4,42 %
4	Градиент	2,11 %
	Diadel	4,31 %
	Разработанный алгоритм	4,51 %
5	Градиент	1,93 %
	Градиент	9,2 %

Таблица 2. Погрешность оценки толщины сосудов, в случае обучения на фрагментах не присутствующих на тестовых изображениях

Номер фрагмента	Погрешность оценки толщины
1	3,13 %
2	1,01 %
3	4,02 %
4	2,17 %
5	2,98 %

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства образования РФ, Администрации Самарской области и Американского фонда гражданских исследований и развития (CRDF Project SA-014-02) в рамках российско-американской программы «Фундаментальные исследования и высшее образование» («BRHE»), а так же Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 03-01-00642).

Литература

1. Рабинер Р., Гоулд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов // Пер. с англ. М.: Мир, 1978. 848с.
2. Дорогов А.Ю. Структурные модели и топологическое проектирование быстрых нейронных сетей // Доклады международной конференции «Информационные средства и технологии» М.: 1977. Т.1. 269 с.
3. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей // М.: ParaGraph, 1990. 160с.
4. Еремин Д.И. Контрастирование и нейропрограммы // Под. ред. А.Н. Горбаня. Красноярск: изд. КГТУ, 1994. 108 с.
5. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере // Новосибирск: Наука, 1996. 276с.