

## НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ БИМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

М.А. Бабич, С.В. Глушен, Л.В. Калацкая  
Беларусь, г. Минск

Нейрокомпьютеры как новый класс устройств вычислительной техники являются модельным отображением особенностей, присущих процессам переработки информации в живых организмах, таким как самоорганизация, обучение, адаптация, и позволяют, рассматривая искусственную нейронную сеть как математическую модель параллельных вычислений, представлять и использовать знания при создании систем искусственного интеллекта. Возможности нейронных сетей, недоступные для традиционной математики, позволяют создавать системы для решения задач управления, распознавания образов, диагностики заболеваний, автоматического анализа документов и многих других приложений.

Одним из направлений повышения эффективности медицинской диагностики является дополнение ее компьютерным анализом изображений. Исследования показали, что медицинские задачи, имеющие неявный характер, решаются явными методами с точностью и удобством, совершенно недостаточными для широкого практического использования в конкретных задачах диагностики, прогнозирования и принятия решений. Неявные задачи медицины и биологии являются широкой областью для применения нейросетевых технологий.

В работе предлагаются алгоритмы нейросетевой классификации объектов биомедицинских изображений по их форме и морфометрическим параметрам.

Объектом исследования являлись изображения клеток фолликулярной аденомы и папиллярной карциномы щитовидной железы, полученные с помощью экспериментальной установки в цитологической лаборатории Республиканского эндокринологического центра. Микроскопирование препаратов с целью получения цифровых изображений клеток проводилось с помощью системы, состоящей из светового микроскопа МБИ-6, видеокамеры и компьютера. В системе использовалась встроенная в микроскоп аналоговая телевизионная камера черно-белого изображения ТС-5363, сигнал которой оцифровывался встроенным в компьютер фреймграббером MV-500 [1].

Предварительная обработка изображений с выделением контуров объектов изображений осуществляется программой, реализованной в среде Visual C++6.0 (рис. 1).



Рис. 1 Предварительная обработка.

Использование только формы объекта для классификации обусловлено тем, что контур для изображений такого качества является наиболее информативной составляющей частью.

Распознавание по форме ядер клеток осуществляется с помощью двухслойного персептрона (входной, выходной и один скрытый слой) прямой передачи сигнала, обучение его проводится методом обратного распространения ошибки с импульсом и адаптацией. В качестве функции активации используется сигмоидная логистическая функция вида:

$$y = 1 / (1 + \exp(-n)).$$

Число нейронов входного слоя определяется числом пикселей исходного изображения. Выходным является нейрон, значения которого изменяются от 0 до 1. Единица соответствует аденоме, ноль – карциноме. Чем ближе выходное значение к 1 или 0, тем сильнее соответствие определенному классу.

В качестве обучающего использовался набор из 30 изображений аденомы и карциномы, тестирование проводилось на 12 изображениях.

Для выбранной функции активации следует, что при выходном значении  $y > 0.5$  клетку следует отнести к классу аденом, а при  $y < 0.5$  к классу карцином [2].

Зависимость времени обучения и количества эпох обучения от количества нейронов в скрытом слое представлена на рис. 2.

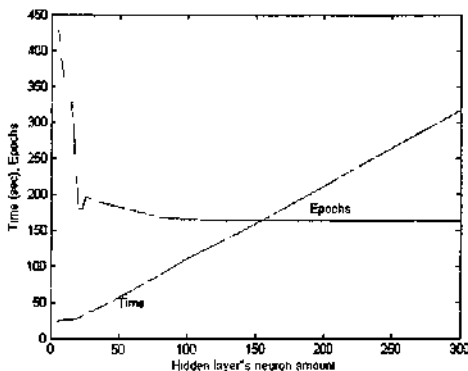


Рис. 2. Зависимость времени обучения и количества эпох обучения от количества нейронов в скрытом слое при распознавании по форме.

Из построенных графиков видно, что выбор числа нейронов скрытого слоя, превышающий объем обучающей выборки, не целесообразен, так как при этом количество эпох обучения не уменьшается, а время увеличивается. Тем не менее, время обучения велико, что обусловлено слишком большой размерностью входного вектора. Размерность входного вектора можно уменьшить, используя не само изображение, а его морфометрические параметры.

Распознавание по морфометрическим параметрам клеток производится с параметрами, предложенными на кафедре генетики биологического факультета [3]:

- Area – площадь ядра,
- FilledArea – «заполненная» площадь ядра,
- Perimeter – периметр ядра (количество пикселей на границе ядра),
- ConvexPerimeter – описанный периметр,
- FormFactor – фактор формы, характеризующий отклонение формы клеточного ядра от круга,
- Roundness – параметр, оценивающий вытянутость ядра,
- Convexity – параметр, оценивающий извилистость границ клеточного ядра,
- Solidity – параметр, оценивающий компактность ядра.

Для морфометрических параметров зависимость времени и количества эпох обучения от количества нейронов в скрытом слое при распознавании с помощью двухслойного персептрона представлена на рис.3.

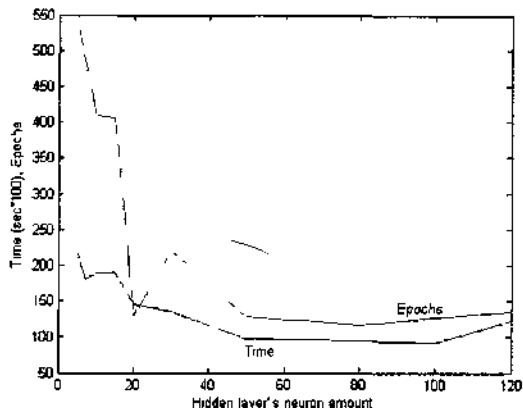


Рис. 3 Зависимость времени и количества эпох обучения от количества нейронов в скрытом слое при распознавании по параметрам.

При увеличении количества нейронов в скрытом слое в случае распознавания по параметрам время обучения не увеличивается, как при работе с контуром, а уменьшается. Это можно объяснить улучшением сходимости метода обучения.

Распознавание исследуемых объектов с использованием параметров сеть осуществляет по времени почти на два порядка быстрее, так как количество входов сокращается до 8. Процент правильно классифицированных изображений остался практически таким же.

Радиальными базисными функциями, или РБФ, называют функции, имеющие в начале координат максимальное значение и монотонно и симметрично затухающие по мере удаления от центра. В РБФ-сетях эти функции используются в качестве активационных.

Распознавание радиальной базисной сетью (РБФ-сетью) оказалось непригодно для классификации изображений по форме контура, однако для классификации по параметрам предпочтительнее, так как обучается быстрее (табл. 1).

Табл.1. Время обучения на выборке из 30 элементов

	Классификация по изображениям	Классификация по параметрам	Классификация с помощью РБФ-сети
Время, сек	38.109	1.36	0.109

РБФ-сеть строит поверхность, которая разделяет пространство тестовых значений на требуемое количество классов. На рис. 4 отражено четкое разделение на два класса по одному параметру при фиксированных остальных.

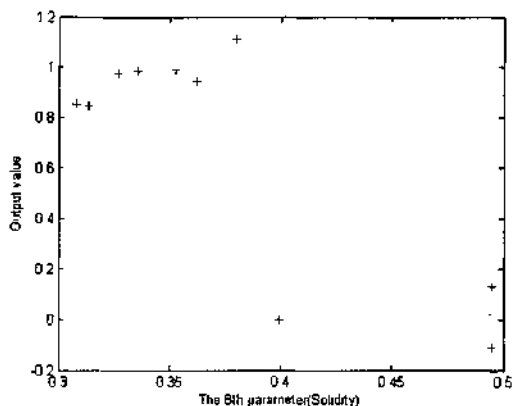


Рис. 4. Распознавание РБФ-сетью.

Однако одно значение ошибочно отнесено к классу аденомы. Тем не менее, ошибка классификации при этом существенно не меняется.

По результатам проведенной работы можно сделать следующие выводы:

1. Для нейросетевой классификации объектов биомедицинских изображений необходима их предварительная обработка, включающая такие процедуры, как фильтрация, градиентное подчеркивание контуров и бинаризация.

2. Полученные морфометрические параметры объектов изображений целесообразнее использовать в качестве входного вектора нейронной сети, с помощью которой впоследствии и проводится классификация.

3. Проведено моделирование, проверка и тестирование разработанного способа классификации объектов биомедицинских изображений на примере клеток щитовидной железы, различающихся по форме опухоли: доброкачественная (аденома) или злокачественная (карцинома).

4. Сравнительный анализ нейросетевого распознавания объектов по их форме и параметрам с помощью двухслойного персептрона и РБФ-сети показал, что вектор морфометрических параметров обеспечивает

более быстрое (на порядок) обучение сети и ошибка классификации составляет порядка 9%. При использовании двухслойного персептрона целесообразно задавать количество нейронов соизмеримое с объемом обучающей выборки. Сравнение двухслойного персептрона и РБФ-сети показало, что РБФ-сеть обучается быстрее, существенно не изменяя ошибку классификации.

### Литература

1. Глушен С. В. Модель «ландшафта» и ее применение в цитопатологии // Достижения современной биологии и биологическое образование – Мн.: БГУ, 1997. С. 158-164
2. Организация и обучение искусственных нейронных сетей: Учеб. пособие / Авт.-сост. Л. В. Калацкая, В. А. Новиков, В. С. Садов. – Мн.: БГУ, 2003. – 75 с.
3. Иванова М.А., Глушен С.В. Использование топологических параметров в цитометрии опухолей щитовидной железы. – Минск, 2003.
4. С.В.Абламейко и др. Система анализа цитологических изображений для диагностики рака щитовидной железы. // Анализ цифровых изображений, 2003, стр.157-158.