Таблица 1. Результаты классификации

Характеристики	Acc / Sens / PPV, %		
	LDA	QDA	K средних
d1	78.9 / 69.6 / 75.5	78.6 / 70.6 / 74.2	70.1 / 79.7 / 55.2
F1a	65.9 / 0.4 / 0.8	65.9 / 0.5 / 1.3	56.1 / 57.6 / 38.3
F2a	64.8 / 1.0 / 4.0	64.8 / 0.7 / 2.9	58.1 / 57.0 / 39.9
F1i	65.9 / 0.7 / 4.1	65.6 / 0.6 / 2.1	56.0 / 61.6 / 38.7
F2i	82.2 / 94.2 / 72.7	81.2 / **90.2** / 72.0	68.6 / 99.4 / 52.6
F1conv	65.9 / 0.8 / 1.7	65.9 / 0.4 / 1.0	56.7 / 50.6 / 37.2
F2conv	80.8 / 82.5 / 74.0	80.7 / 81.5 / 74.2	**77.6** / **100.0** / **63.4**
d1 и F2i	81.9 / 79.7 / 78.3	79.4 / 81.6 / 71.0	68.6 / 99.3 / 52.6
d1 и F2conv	**84.8** / 88.1 / **81.3**	**82.6** / 82.5 / **78.7**	77.6 / 100.0 / 63.3
F2i и F2conv	81.9 / 91.3 / 73.1	80.6 / 84.4 / 72.6	72.4 / 99.9 / 56.7
d1, F2i и F2conv	83.3 / **95.5** / 74.5	79.9 / 81.2 / 72.5	72.3 / 99.9 / 56.5
Все характеристики	80.5 / 83.9 / 72.7	64.2 / 90.0 / 48.7	72.8 / 99.8 / 57.0

Исходя из полученных данных можно сделать вывод, что классификатор на основе LDA обладает наилучшей точностью и положительной прогностической значимостью. Метод k средних несмотря на то, что позволяет получить хорошую специфичность имеет недостаточную точность. Небольшие отличия в точности между методами LDA и QDA свидетельствуют о том, что в данной задаче более высокую важность имеют информативные признаки, чем непосредственно метод классификации. Дальнейшая работа должна быть направлена на выработку дополнительных информационных признаков.

Список использованных источников:

1. A. Gvozdovich, M. Vashkevich, Yu. Rushkevich, A. Petrovsky Detection Bulbar Dysfunction in ALS Patients Using Acoustic Analysis of Vowels Extracted from Continuous Speech / accepted to conf. Pattern Recognition and Information Processing (PRIP-2019).

2. M. Vashkevich, E. Azarov, A. Petrovsky and Y. Rushkevich. Features extraction for the automatic detection of ALS disease from acoustic speech signals. Proceedings of the Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA'2018), Poznan, Poland 19-21 Sept. 2018, pp. 321-326.

3. R. Kohavi. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In Proc. of International Joint Conference on Artificial Intelligence, Montreal, Canada 20-25 Aug., 1995, pp. 1137-1143.

СИСТЕМА ОБНАРУЖЕНИЯ ПЕРЕДНЕГО ПЛАНА НА ЕСТЕСТВЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Герасимович Н.Ю.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Петровский Н.А. – к.т.н.,доцент

Рассмотрен один из методов выделения переднего плана на естественных изображениях с использованием нейронной сети Кохонена. Нейронная сеть Кохонена широко используется в задачах: кластеризации данных, прогнозирование свойств, уменьшение размерности данных с минимальной потерей информации.

Обнаружение переднего плана на естественных изображениях является актуальной задачей в современном мире, поскольку активное развитие и внедрение получают такие технологии как сдвоенные камеры в мобильных телефонах. Одной из функций этих камер является распознавание заднего фона изображения и отделение его от переднего плана этого же изображения. Но зачастую, большинство камер не способно распознавать и выделять мелкие детали переднего плана, тем самым искажая полученное изображение.

Основная цель работы – на практике, апробировать нейронную сеть Кохонена и получить изображение с выделенным передним планом с минимальным количеством потерь.

Нейронная сеть Кохонена – класс нейронных сетей, основным элементом которых является слой Кохонена, состоящий из адаптивных линейных сумматоров. Выходные сигналы слоя Кохонена обрабатываются по правилу “Победитель получает всё”: наибольший сигнал превращается в единичный, остальные обращаются в нулевой. Структура данной сети содержит единственный слой нейронов без коэффициентов смещения (рисунок 1).

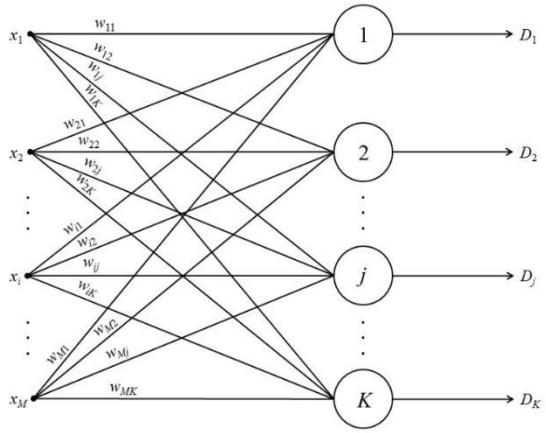

Рисунок 1 – Общая структура нейронной сети Кохонена

Для реализации [1] данной системы необходима нейронная сеть Кохонена, а в частности самоорганизующаяся карта Кохонена (Self-organizing map). Данная сеть выполняет задачу визуализации и кластеризации и является нейронной сетью обучаемой без учителя. Рассматриваемая карта Кохонена использует упорядоченную структуру нейронов, при этом все нейроны представляет собой n – мерный вектор-столбец $w = \{w_1, w_2 \dots w_n\}^T$, где n определяется размерностью входных векторов. Чаще всего используются одно и двумерные сетки. Это связанно с возникновениями проблем при отображении пространственных структур большой размерности. Нейроны располагаются в узлах двумерной сетки с прямоугольными или шестиугольными ячейками (Рисунок 2). Величина этого взаимодействия определяется расстоянием между нейронами на карте. При этом количество нейронов, находящихся в сетке, определяет степень детализации результата работы алгоритма и в итоге от этого зависит точность обобщающей способности карты.

Для данной сети необходимо делать подгонку, заключающуюся в итеративной настройке весовых коэффициентов w_j каждого нейрона, $j = 1,2, \dots, p$. Для этого используется модифицированный алгоритм Хебба, который учитывает не только значение нейронов – победителей, но и значение ближайших соседей, расположенных в R – окрестности:

1) Инициализация карты;
2) Задание небольших случайных значений весовым коэффициентам $w_{ij}^0 = 1,2, \dots m$;
3) На выходе сети подаются образы объектов входного слоя, последовательно и в случайном порядке;
4) Для каждого образа выбирается нейрон – победитель с минимальным расстоянием $\sum_{i=1}^{m} \quad (y_i - w_{ij}^t)$;
5) Определяется подмножества ближайшего окружения нейрона – победителя, радиус которого R уменьшается с каждой итерацией t;
6) Пересчитываются веса w_j^t выделенных узлов с учетом расстояний до нейрона – победителя;
7) Если значения сети не стабилизированы с заданной точностью перейти к пункту 3;

Проецирования многомерных данных на плоскость достигается на трёх уровнях: сохранение топологии, сохранение порядка и сохранение метрических свойств при сжатии пространства. В результате обучения проекционный экран приобретает свойства упорядоченной структуры, в которой величины синапсов нейронов меняются вдоль двух измерений.

Плюсы [2] данного метода в устойчивости к зашумлению данных и в быстром и неуправляемом обучении. Минусы метода в том, что результат работы нейронных сетей зависит от начальных установок сети.

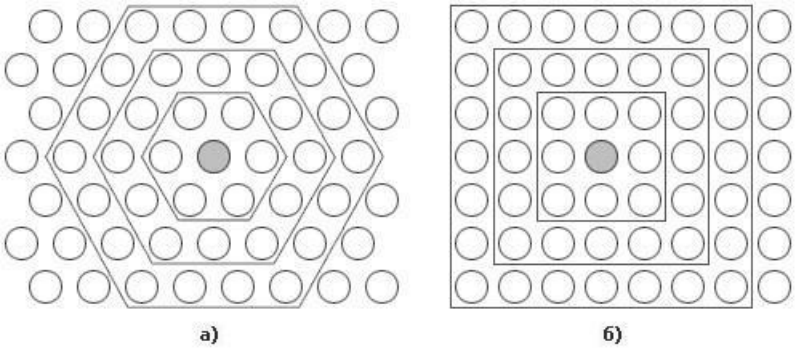

Рисунок 2 – Расстояние между нейронами на карте для шестиугольной (а) и четырехугольной (б) сеток

Рассмотренная нейронная сеть лучше всего подходит для данной задачи. Важнейшим отличием этой сети от других аналогов является то, что все нейроны упорядочены в одно- либо двумерную сетку, при этом в ходе обучения изменяется не только нейрон – победитель, но и в меньшой степени его соседи. За счёт этого самоорганизующуюся карту Кохонена можно считать методом проецирования многомерного пространства в пространство с более низкой размерностью. Это является важным аспектом в реализации данной задачи, так как самой большой проблемой задачи является потеря качества при выделении мелких деталей переднего плана.

Список использованных источников:

1. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссерман // М.: Мир, 1992. – 58с.
2. Ежов. А, Шумский. С. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А. Ежов, С. Шумский // М.: Мифи, 1998 – 87с.

ВЫСОКОСКОРОСТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ КРИПТОГРАФИЧЕСКИХ ХЭШ-ФУНКЦИЙ НА БАЗЕ FPGA

Гридюшко А.В.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Качинский М.В. – к.т.н.,доцент

В связи с быстрым развитием технологий в области беспроводной связи и систем персональной связи обеспечение информационной безопасности становится все более важной задачей. Криптографические хэш-функции используются для защиты целостности и подлинности информации в широком спектре приложений.

Хэш-функции используются в качестве «строительных блоков» в различных криптографических приложениях. Наиболее важными областями применения являются защита аутентификации информации и являются инструментом для схем цифровой подписи. Хэш-функция - это функция, которая отображает вход произвольной длины в фиксированное количество выходных битов, значение хэш-функции. Хэш-функции можно разделить на следующие две основные категории:

1) односторонние хэш-функции – функции, которые должны быть устойчивыми к прообразу и второму прообразу, то есть должно быть трудно найти сообщение с данным хэшем (прообразом) или хэширующим до того же значения, что и данное сообщение (второй прообраз);
2) устойчивые к коллизиям, т.е. односторонние хэш-функции, для которых трудно найти два разных сообщения, которые хэшируют одно и то же значение.

Большинство хэш-функций предназначены для работы в качестве итерационных процессов, которые хэшируют входные сообщения произвольной длины. Эти функции обрабатывают блоки входных данных фиксированного размера и выдают хэш-значение заданной длины (рис. 1).