



5. Албахари Б., Албахари Д. С# 7.0. Справочник. Полное описание языка. – М.: Вильямс, 2018. – 1024 с.

6. Гизатуллин З.М., Гизатуллин Р.М., Нуриев М.Г., Назметдинов Ф.Р. Снижение электромагнитных помех и защита информации в вычислительной технике с помощью экранирующих стекол // Вестник Казанского государственного энергетического университета. – 2017. – №3. – С. 46-57.

7. Гизатуллин З.М. Технология прогнозирования и повышения электромагнитной совместимости цифровых электронных средств при внешних высокочастотных импульсных электромагнитных воздействиях // Технологии электромагнитной совместимости. – 2010. – №3. – С. 22-29.

И.О. Нестеров, И.В. Лёзина

РАСПОЗНАВАНИЕ РИМСКИХ ЧИСЕЛ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА

(Самарский университет)

На сегодняшний день, нейронные сети – это многогранный, эффективный и мощный инструмент для решения самых разнообразных задач, связанных с множеством областей научных знаний. Помимо исследований, они находят и широкое практическое применение в экономике, безопасности и других важных сферах жизни человечества. Можно сделать однозначный вывод, что их вклад в современный мир – неоспорим.

Одна из базовых задач, решаемых с помощью нейронных сетей – распознавание. Суть её – принятие решения о принадлежности объекта к одному из классов, характеризующих подобные объекты.

Для осуществления распознавания необходимо, чтобы нейронная сеть была обучена на множестве данных имеющих такую же структуру и набор признаков, как и те, для которых она будет впоследствии использована. Нейронная сеть «запоминает» то, на чём её обучали и на основе этого принимает в дальнейшем решение о принадлежности объекта к одному из классов, который характерен для данных этого типа.

Рассмотрим процесс распознавания на примере работы нейронной сети Хопфилда.

Нейронная сеть Хопфилда состоит из N искусственных нейронов. Нейрон в системе принимает одно из двух состояний (это сопоставимо с выходом нейрона с пороговой функцией активации) [1]:

$$x_i = \begin{cases} 1, \\ -1 \end{cases}$$

Их взаимодействие внутри сети описывает выражение:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N w_{ij} x_i x_j$$



где w_{ij} элемент матрицы взаимодействий W , состоящей из набора весовых коэффициентов связей между нейронами [2].

Рассмотрим два метода обучения нейронной сети Хопфилда: обобщённое правило Хебба и метод, основанный на псевдоинверсии.

Правило Хебба обладает невысокой продуктивностью. Методы, основанные на псевдоинверсии, используются в качестве альтернативы и лишены некоторых недостатков.[3]

Для сравнения эффективности данных методов обучения было проведено исследование с использованием разработанной программы на языке Java, реализующей нейронную сеть Хопфилда и оба метода обучения.

В качестве обучающей выборки создадим бинарные матрицы соответствующие начертанию римских чисел I,II,III,IV,V,VI,VII,VIII,IX,X.

В качестве тестовых выборок создадим наборы данных сгенерированных путём «зашумления» эталонных образов, описанных выше. Их общие объёмы – 500, 1000, 2500, 3500, 5000.

В результате обучения и подачи вышеуказанных тестовых выборок были получены результаты – количество правильно распознанных цифр в процентах. Сравним полученные результаты (Таблица 1).

Таблица 1. Сравнение результатов экспериментов

Алгоритм	Символ	% распознавания в выборке 1 (500)	% распознавания в выборке 2 (1000)	% распознавания в выборке 3 (2500)	% распознавания в выборке 4 (3500)	% распознавания в выборке 5 (5000)
Обобщённое правило Хебба	I	70%	73.1%	77.8%	74.5%	71.9%
	II	84.4%	83.6%	80.9%	83.1%	78.9%
	III	70%	70.8%	79.8%	73.8%	80.8%
	IV	79.1%	75.1%	70.1%	73.1%	79.1%
	V	80.4%	78.9%	81.9%	79.1%	84.9%
	VI	81.8%	81.3%	75.3%	81.7%	85.3%
	VII	74.9%	74.9%	79.9%	73.9%	70.9%
	VIII	78%	78.1%	70.5%	73.5%	78.1%
	IX	69.1%	73.1%	80.7%	78.8%	73.9%
	X	69.5%	67.5%	71.5%	69.1%	69.7%
Метод, основанный на псевдоинверсии	I	95.5%	94.5%	97.7%	98.5%	96.1%
	II	94.8%	97.8%	90.8%	94.1%	95.4%
	III	90.4%	90.8%	93.9%	91.1%	97.4%
	IV	99.1%	97.2%	97.7%	96.3%	98.1%
	V	93.5%	94.4%	94.5%	93.6%	97.8%
	VI	91.8%	95.8%	97.3%	98.8%	95.6%
	VII	94.9%	96.8%	98.4%	96.1%	97.9%
	VIII	98%	99.4%	94.7%	91.5%	91.8%



	IX	93.1%	95.9%	89.8%	95.1%	99.9%
	X	90.7%	98.5%	94.9%	95.5%	94.4%

Из результатов проведенного эксперимента можно сделать вывод, что нейронная сеть Хопфилда показывает более высокий процент распознавания после обучения методом, основанном на псевдоинверсии, чем после обучения с помощью обобщённого правила Хебба.

Литература

1. https://cybernetics.wikia.org/ru/wiki/Нейронная_сеть_Хопфилда [Электронный ресурс].
2. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика [Текст]:Изд-во Мир, 1992 – 236 с.
3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Осовский С.: Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

А.Д. Панченко, Г.А. Саитова, Л.В. Соколов

АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ РОБОТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ПОДСЧЕТА КОЛОНИЙ МИКРООРГАНИЗМОВ

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Введение

На сегодняшний день, почти все микробиологические лаборатории проводят измерения концентрации микроорганизмов с помощью стандартной методики подсчета на чашках Петри – ручного метода, который должен выполняться обученным персоналом. Поскольку ручной анализ может привести к утомлению глаз и ошибкам, особенно когда ежедневно обрабатываются сотни образцов, были созданы и коммерчески доступны автоматические счетчики колоний. Эти приборы быстрые и надежные, но дорогие, поэтому были разработаны портативные счетчики колоний на базе смартфонов, которые имеют низкую стоимость, но имеют и низкую точность, по сравнению с коммерческими настольными приборами. Полностью автоматизированные роботизированные устройства для подсчета колоний микроорганизмов в основном импортные и очень дорогие.

В этой статье предлагается алгоритм управления с помощью интеллектуальной системы технического зрения, позволяющий автоматизировать подсчет колоний микроорганизмов на чашках Петри (до 12 чашек), опробованный и реализованный на учебном робототехническом комплексе (УРТК).