



7. Расстояние Дамерау — Левенштейна, URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Расстояние\\_Дамерау\\_—\\_Левенштейна](https://ru.wikipedia.org/wiki/Расстояние_Дамерау_—_Левенштейна) (дата обращения 28.01.2017)

8. Левенштейн В.И. Двоичные коды с исправлением выпадений, вставок и замещений символов // Доклады Академии наук СССР. – 1965. – Т. 163. – № 4. – С. 845–848.

9. Бойцов Л.М. Анализ строк [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://itman.narod.ru/articles/infoscope/string\\_search.1-3.html](http://itman.narod.ru/articles/infoscope/string_search.1-3.html), свободный. Яз. рус. (дата обращения 28.01.2017).

И.А. Лёзин, Р.П. Селянко

## МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ.

(Самарский университет)

Задача распознавания изображений имеет множество применений на практике: распознавание лиц, символов, и прочих объектов на каком либо фоне.

В данной статье рассматривается задача распознавания символов. В процессе решения будет создана и обучена нейросеть, распознающая рукописные символы, принимая их изображения на входе и активируя один из нескольких выходов, соответствующий правильной букве.

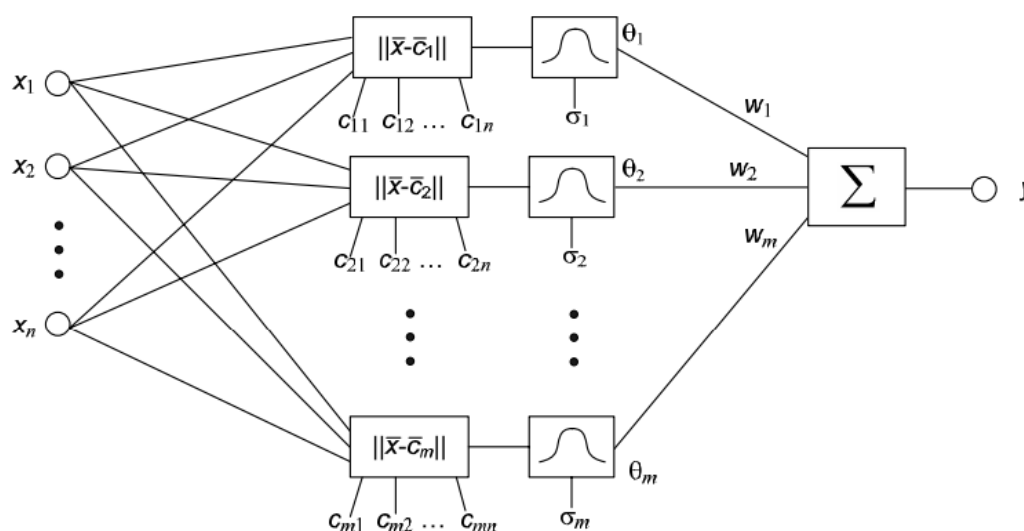


Рисунок 1 – Обобщенная структура классической нейросети

Рассмотрим решение задачи распознавания символов на примере классической нейросети. Под классическими нейросетями примем полносвязные нейронные сети прямого распространения с обратным распространением ошибки (ПНС). Как следует из названия, в такой сети каждый нейрон связан с каждым, сигнал идет только в направлении от входного слоя к выходному.



Сначала необходимо решить, как подавать данные на вход. Самое простое решение для ПНС — это выразить двумерную матрицу изображения в виде одномерного вектора. Далее будет необходимо установить количество нейронов в скрытом слое. Было установлено, что количество нейронов в скрытом слое должно быть хотя бы на порядок больше количества входов. Если принять во внимание что само по себе преобразование из изображения в индикатор класса довольно сложное и нелинейное, одним слоем тут не обойтись, и в слоях у нас будет до нескольких тысяч связей. Таким образом количество связей будет чрезмерно высокое.

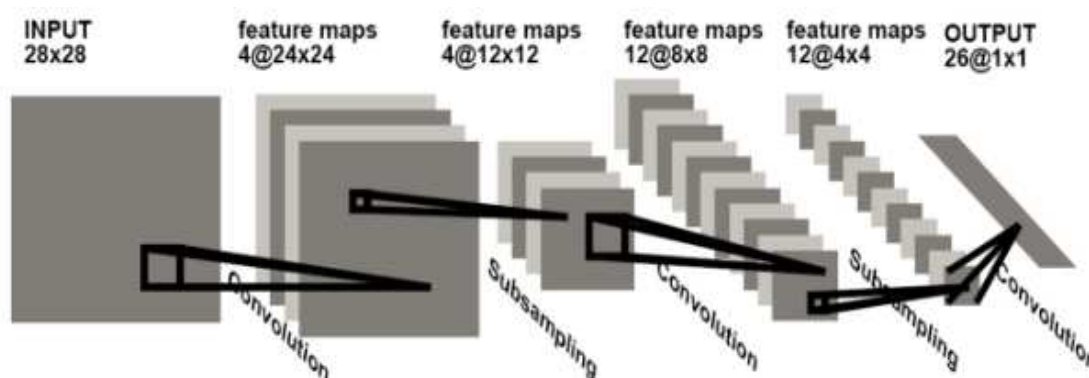


Рисунок 2 – Общий вид структуры сверточных нейронных сетей

Эта проблема была решена при помощи сверточных нейронных сетей. Идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных слоев, субдискретизирующих слоев (S-layers) и наличия полносвязных (F-layers) слоев на выходе.

Локальное восприятие подразумевает, что на вход одного нейрона подается не все изображение (или выходы предыдущего слоя), а лишь некоторая его область. Такой подход позволил сохранять топологию изображения от слоя к слою.

Концепция разделяемых весов предполагает, что для большого количества связей используется очень небольшой набор весов. Важно понимать, что самих наборов весов может быть много, но каждый из них будет применен ко всему изображению. Такие наборы часто называют ядрами. Нетрудно посчитать, что даже для 10 ядер размером 5x5 для входного изображения размерами 32x32 количество связей окажется равным примерно, а количество настраиваемых параметров всего 250.

В результате сравнения качества распознавания изображений с ПНС, было выяснено, что искусственно введенное ограничение на веса улучшает обобщающие свойства сети, что в итоге позитивно сказывается на способности сети находить инварианты в изображении и реагировать главным образом на них, не обращая внимания на прочий шум.

Суть субдискретизации и S-слоев заключается в уменьшении пространственной размерности изображения. Т.е. входное изображение грубо (усреднением) уменьшается в заданное количество раз. Чаще всего в 2 раза, хотя может



быть и не равномерное изменение, например, 2 по вертикали и 3 по горизонтали. Субдискретизация нужна для обеспечения отсутствия привязки к масштабу.

### Литература

1. Солдатова, О.П. Курс лекций по дисциплине «Интеллектуальные системы» [Электронный ресурс]/О.П.Солдатова.– СГАУ, 2014. – 164 с.
2. Хайкин, С. «Нейронные сети»: полный курс, 2-е издание [Электронный ресурс]/Саймон Хайкин – Издательский дом Вильямс, 2008 – 1103 с.
3. Сиротенко, М.Ю. Применение нейросетей в распознавании изображений <https://geektimes.ru/post/74326>

В.Г. Литвинов, Д.Г. Черников, А.К. Яшкова

## АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА РАСЧЕТА ПАРАМЕТРОВ ПРОЦЕССОВ МАГНИТНО-ИМПУЛЬСНОЙ ОБРАБОТКИ МЕТАЛЛОВ

(Самарский университет)

Технический прогресс в машиностроении требует постоянного совершенствования существующих и разработки новых технологических процессов, обеспечивающих повышение качества и надежности продукции. Одним из направлений решения этой задачи является использование высокоскоростных методов деформирования металлов, которые позволяют повысить производительность труда, снизить себестоимость продукции и улучшить ее качество, а также открывают путь новым решениям в области конструкции и технологии. Среди них наиболее активно внедряются в различные отрасли промышленности процессы магнитно-импульсной обработки металлов (МИОМ).

В основе метода лежит использование в качестве энергоносителя мощных импульсных магнитных полей высокой напряженности, которые обуславливают воздействие динамических электромеханических сил на проводящий материал, помещенный в магнитное поле. Под действием этих сил происходит разгон заготовки до высоких (100...500 м/с) скоростей. При соударении заготовки с матрицей или оправкой происходит заданное формообразование, а при соударении двух или более заготовок они свариваются или образуют неразъемное соединение.

МИОМ, характеризующаяся высокой точностью дозирования энергии, локальностью приложения нагрузки, отсутствием контакта инструмента с заготовкой, легкостью встраивания оборудования в технологические линии и экологической безопасностью, выгодно отличается от других высокоскоростных и традиционных методов обработки.

Технологические процессы МИОМ носят сложный электромеханический характер. Поэтому аналитические расчеты параметров этих процессов обычно