Министерство образования и науки Российской Федерации

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«Пермский национальный исследовательский**

**политехнический университет»**

Факультет прикладной математики и механики

Кафедра «Математическое моделирование систем и процессов»

Направление: 01.03.02 Прикладная математика и информатика

**О Т Ч Е Т**

**по преддипломной практике**

Выполнил студент гр. ММ-13

Рогожников А.В. \_\_\_\_\_\_\_\_

(Фамилия, имя, отчество)

###### \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(подпись)

###### Проверили:

\_\_\_\_\_к.ф.-м.н., доцент Клюев А.В.\_\_\_\_\_

(должность, Ф.И.О. руководителя от принимающей организации)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(оценка) (подпись)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

МП (дата)

*\_\_\_*к.ф.-м.н., доцент Волегов П.С.*\_\_\_\_\_\_*

(должность, Ф.И.О. руководителя от кафедры)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(оценка) (подпись)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(дата)

**Пермь 2017**

Министерство образования и науки Российской Федерации

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«Пермский национальный исследовательский**

**политехнический университет»**

Факультет прикладной математики и механики

Кафедра «Математическое моделирование систем и процессов»

Направление: 01.03.02 Прикладная математика и информатика

УТВЕРЖДАЮ

Зав. кафедрой ММСП

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_(Трусов П.В.)

«\_15\_»\_\_\_\_мая\_\_\_\_\_\_\_\_\_2017\_ г.

**ИНДИВИДУАЛЬНОЕ ЗАДАНИЕ**

на преддипломную практику

студента группы ММ-13

Рогожников Алексей Витальевич

(Фамилия, Имя, Отчество)

1. **Тема индивидуального задания**:Применение методов искусственного интеллекта в задачах классификации и сегментации микроструктуры
2. **ЦЕЛЬ: Формирование компетенций в соответствии с требованиями программы практики*:***

* ОК-7 – способность к самоорганизации и самообразованию;
* ОПК-1 – способность использовать базовые знания естественных наук, математики и информатики, основные факты, концепции, принципы теорий, связанных с прикладной математикой и информатикой;
* ОПК-3 – способность к разработке алгоритмических и программных решений в области системного и прикладного программирования, математических, информационных и имитационных моделей, созданию информационных ресурсов глобальных сетей, образовательного контента, прикладных баз данных, тестов и средств тестирования систем и средств на соответствие стандартам и исходным требованиям;
* ОПК-4 – способность решать стандартные задачи профессиональной деятельности на основе информационной и библиографической культуры с применением информационно-коммуникационных технологий и с учетом основных требований информационной безопасности;
* ПК-6 – способность формировать суждения о значении и последствиях своей профессиональной деятельности с учетом социальных, профессиональных и этических позиций;
* ПСК-2 – владение методологией математического моделирования и вычислительной математики для решения научно-исследовательских и прикладных задач.

**3. Календарный план проведения преддипломной практики**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **№** | **Наименование этапа** | **Наименование работ** | **Сроки** | | **Отчетный**  **документ** | **Формируемые**  **компоненты**  **компетенций** |
| **начало** | **окончание** |
| 1 | **1 этап (начальный)** | ознакомление с индивидуальным заданием на преддипломную практику | 15.05.17 | 16.05.17 |  |  |
| 2 | **2 этап (основной)** | Выполнение индивидуального задания | 17.05.17 | 23.05.17 |  | ОК-7. Б2.В.04з – знание основных способов получения информации, в т.ч. из Интернета  ОК-7. Б2.В.04у – умение самостоятельно организовать процесс обучения  ОК-7. Б2.В.04в – владение навыками получения новых знаний на основании имеющейся информации |
| ОПК-1. Б2.В.04з – знание основных фактов, концепций, принципов, теорий, связанных с прикладной математикой и информатикой  ОПК-1. Б2.В.04у – умение использовать базовые знания естественных наук, математики и информатики, основные факты, концепции, принципы, теорий, связанные с прикладной математикой и информатикой при решении задач в сфере своей профессиональной компетенции  ОПК-1. Б2.В.04у – владение навыками применения основных фактов, концепций, принципов, теорий, связанных с прикладной математикой и информатикой при решении задач в сфере своей профессиональной компетенции |
| ОПК-3. Б2.В.04з – знание основных алгоритмических и программных решений, математических, информационных и имитационных моделей  ОПК-3. Б2.В.04у – умение программировать, создавать математические, информационные и имитационные модели, прикладные базы данных  ОПК-3. Б2.В.04в – владение навыками разработки алгоритмических и программных решений в области системного и прикладного программирования, математических, информационных и имитационных моделей |
| ОПК-4. Б2.В.04з – знание основных методов управления ресурсами современного компьютера  ОПК-4. Б2.В.04у – умение применять на практике компьютерные технологии для решения стандартных задач профессиональной деятельности  ОПК-4. Б2.В.04в – владение навыками создания высокоэффективных, в т.ч. многопоточных программ для решения стандартных задач профессиональной деятельности |
|  |  |  |  |  |  | ПСК-2. Б2.В.04з – знание методологии математического моделирования и вычислительной математики для решения научно-исследовательских и прикладных задач  ПСК-2. Б2.В.04у – умение применять на практике методы и приемы математического моделирования и вычислительной математики для решения научно-исследовательских и прикладных задач  ПСК-2. Б2.В.04в – владение навыками разработки математических моделей и применения методов вычислительной математики для решения научно-исследовательских и прикладных задач |
| 3 | **3 этап (итоговый)** | Подведение итогов практики.  Подготовка отчета по практике. | 24.05.17 | 26.05.17 |  | ОПК-1. Б2.В.04з – знание основных фактов, концепций, принципов, теорий, связанных с прикладной математикой и информатикой  ОПК-1. Б2.В.04у – умение использовать базовые знания естественных наук, математики и информатики, основные факты, концепции, принципы, теорий, связанные с прикладной математикой и информатикой при решении задач в сфере своей профессиональной компетенции  ОПК-1. Б2.В.04у – владение навыками применения основных фактов, концепций, принципов, теорий, связанных с прикладной математикой и информатикой при решении задач в сфере своей профессиональной компетенции |
| ПК-6. Б2.В.04з – знание последствий своей профессиональной деятельности в части применения математических моделей к решению технологических задач  ПК-6. Б2.В.04у – умение оценивать последствия своей профессиональной деятельности в части применения математических моделей к решению технологических задач  ПК-6. Б2.В.04в – владение навыками учета социальных, профессиональных и этических особенностей применения математических моделей к решению технологических задач |

**4. Место прохождения практики:** Кафедра ММСП

**5. Срок сдачи студентом отчета по практике и отзыва руководителя практики от принимающей организации руководителю практики от кафедры:**\_26.05.2017\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

**6. Содержание отчета**

Введение. Модели нейрона. Архитектура сети. ИНС Хопфилда и её реализация. Обучение методом Хебба. Обучение методом проекций. Обучение методом Δ-проекций. Сравнение методов обучения. Метод Виолы-Джонса. Смена подхода. Список литературы.

Руководитель практики

от кафедры ММСП \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ (Волегов П.С.)

(подпись) (Ф.И.О.)

Руководитель практики

от принимающей организации \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ (Клюев А.В.)

(подпись) (Ф.И.О.)

Задание принял к исполнению \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ (Рогожников А.В.)

(подпись) (Ф.И.О.)

«\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_ г.

**ОТЗЫВ НАУЧНОГО РУКОВОДИТЕЛЯ**

о работе студента гр. ММ-13 А.В.Рогожникова в период преддипломной практики

Студент Алексей Витальевич Рогожников проходил практику с 15.05.2017 по 28.05.2017 на кафедре ММСП. В качестве задания на практику была поставлена актуальная исследовательская задача: разработка ИНС способной на классификацию микроструктур, а также исследовать возможность разработки сети идеально подходящей для поставленной задачи. Согласно плану преддипломной практики студентом А.В. Рогожниковым освоен большой объем материала и проделана следующая работа:

1. Произведен обзор литературы по темам связанным со свёрточными, рекуррентными сетями.
2. Подробно изучены и реализованы сети Хопфилда, LSTM, классическая свёрточная сеть.
3. В сеть Хопфилда была реализована собственными силами, LSTM – силами DL4J, классическая сеть с помощью Caffe.
4. По данным сетям получены выводы о их способностях решения поставленной задачи.

За время практики студентом А.В.Рогожниковым проявлены такие личностные качества как трудолюбие и способность к самостоятельному освоению сложного материала. План преддипломной практики в основном выполнен. Считаю возможным оценить работу А.В.Рогожникова на «отлично».

**Руководитель практики**

к.ф.-м.н., доцент кафедры ВМиМ /А.В. Клюев/

Оглавление

[Введение 8](#_Toc483488149)

[**Модели нейрона** 10](#_Toc483488150)

[**Архитектура сети** 12](#_Toc483488151)

[ИНС Хопфилда и её реализация 14](#_Toc483488152)

[**Обучение методом Хебба** 16](#_Toc483488153)

[**Обучение методом проекций** 17](#_Toc483488154)

[**Обучение методом Δ-проекций** 17](#_Toc483488155)

[Сравнение методов обучения 18](#_Toc483488156)

[Метод Виолы-Джонса 21](#_Toc483488157)

[Смена подхода 24](#_Toc483488158)

[Список литературы 26](#_Toc483488159)

# Введение

Искусственные нейронные сети – это технология, применяемая во множестве дисциплин: нейрофизиологию, математику, статистику, физику, компьютерные науки и технику. И применяются в таких областях, как моделирование, анализ временных рядов, распознавание образов, обработка сигналов и управление благодаря одному важному свойству – способности обучаться на основе данных при участии учителя или без его вмешательства [2].

Преимущество человеческого мозга по сравнению с компьютером пока что неоспоримо и наблюдается в основном в задачах, отличных от обработки больших массивов информации. Так например, человек легко распознаёт лица в дневном свете или если в помещении будет много посторонних объектов и плохое освещение. Человек неплохо справляется с фильтрацией звуков находясь в шумном помещении. Несмотря на годы исследований, компьютеры все еще далеки от выполнения подобных задач на высоком уровне.

Человеческий мозг довольно надежен по сравнению с компьютером, он не прекращает работать, даже если несколько клеток погибнет, в отличие от компьютера, который становится полностью непригодным при поломке CPU. Но самой удивительной особенностью мозга является то, что он может учиться самостоятельно в отличие от компьютера.

Мозг человека производит расчёты с помощью тесно связанных нейронных сетей, которые обмениваются информацией, отсылая электрические импульсы через аксоны, синапсы и дендриты. Компания "McCulloch and Pitts" в 1943 году представила модель искусственного нейрона, как довольно простой переключатель, который получает сигналы от других нейронов и, в зависимости от общего взвешенного входа, либо становиться активным, либо остается неактивным (рис. 1).

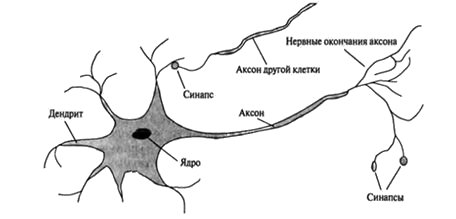


Рис. 1. Структура нейрона.

В узле искусственной нейронной сети поступившие на вход сигналы умножаются на соответствующие веса синапсов и суммируются (рис. 2). Коэффициенты называются возбуждающими, если их значения положительные, в противном случае они являются тормозящими. В 1960 годах было доказано, что такие нейронные модели обладают свойствами, сходными с мозгом: они могут выполнять сложные операции распознавания образов, и они могут функционировать, даже если некоторые связи между нейронами разрушены [2].



Рис.2. Математическая модель узла (нейрона).

Высокая производительность нейронных сетей достигается за счёт того, что они используют для хранения информации множество взаимосвязей между нейронами. Для достижения необходимого поведения ИНС применяется процедура, называемая алгоритмом обучения. Таким образом, сходство искусственной нейронной сети с человеческим мозгом состоит в том, что [1]:

* Знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения.
* Для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемые синаптическими связями.

Нейронные сети преобладают над другими методами классификации – это выражается в следующих пунктах:

* Нелинейность. Нелинейная зависимость выходного сигнала от входного.
* Адаптивность. Весовые коэффициенты адаптируются со временем как до исполнения, так и во время исполнения получая новые данные и обучаясь на них.
* Отказоустойчивость. При частичном отказе нейронов сеть способна выполнять поставленную задачу.
* Единообразие анализа и проектирования. Нейроны в сети выступают в качестве примитивных вычислительных блоков, комбинируя их различными способами достигается различная точность решения, получают различные конфигурации сети.

### **Модели нейрона**

Базовым элементом нервной системы является нервная клетка, называемая нейроном. В нем находится тело клетки, по другому называемое сомой, отростки исходящие из тела клетки – дендриты, по которым в нейрон поступает информация, и аксон, по нему происходит передача информации из клетки (рис. 1). Каждый нейрон имеет только один аксон, по которому он может передавать информацию другим нейронам.

В нервной системе один нейрон принимает возбуждения от огромного количества нейронов (их число может достигать тысячи). Считается, что мозг человека состоит из порядка 1011 нейронов, которые имеют между собой порядка 1015 связей [2]. Каждый нейрон передает сигнал через нервные стыки – синапсы. Синапсы функционируют как репитеры информации, в результате работы которых возбуждение может усиливаться или ослабляться. В результате к нейрону приходят сигналы, оказывающие как тормозящее, так и возбуждающее воздействие.

**Искусственный нейрон**

Рассмотрим формализованную модель искусственного нейрона. Искусственный нейрон состоит из синапсов, и для каждого синапса определен вес синаптической связи, сумматора и функции активации. Введем следующие обозначения: *x1,…,xn* – входные сигналы, приходящие от других нейронов; *w1,…,wn* – синаптические веса нейрона; *b* – пороговое значение; *y* – выходной сигнал нейрона; *φ(ν)* – функция активации. На рис. 2 схематически представлена модель искусственного нейрона.

Математически эту модель можно записать в виде:

(1)

Величину , получаемую на выходе сумматора, называют индуцированным локальным полем нейрона.

На начальной стадии моделирования нейронных сетей применялись пороговые функции активации, например:

или

Но в настоящее время чаще используется сигмоидальная функция активации, которая определяются как:

или функцию гиперболического тангенса:

**Персептрон Розенблатта (модель МакКаллока-Питтса)**

Персептрон Розенблатта представляет собой искусственный нейрон со ступенчатой функцией активации, именно он стал первым нейроном в истории.

Задача, решаемая с помощью этой модели, заключается в классификации вектора в смысле отнесения его к одному из двух классов *C*0 и *C*1. Вектор *u* относится к классу *C*0, если выходной сигнал принимает значение 0, и к классу *C*1, если выходной сигнал равен 1. При этом персептрон разделяет N – мерное пространство входных сигналов *u* на два полупространства, разделяемых (N – 1) – мерной гиперплоскостью, описываемой уравнением:

Из-за того, что этот персептрон классифицирует только линейно разделимые входные сигналы, используется довольно редко или в качестве части более сложной ИНС.

**Нейрон с сигмоидальной функцией активации**

Рассмотрим нейрон с двумя входами (синапсами) и сигмоидальной функцией активации

Выходной сигнал такого нейрона описывается выражением:

### **Архитектура сети**

Существует несколько архитектур сети:

* Однослойные сети прямого распространения;
* Многослойные сети прямого распространения;
* Рекуррентные сети.

Архитектурное отличие сетей под первым пунктом от второго заключается в количестве слоёв нейронов. Как заметили учёные в [1], архитектура некоторых участков нашего мозга действительно схожа с многослойной сетью, в частности, отдел мозга, отвечающий за распознавание видимого глазами изображения – этот участок содержит слой нейронов, который подмечает простые геометрические фигуры перед тем, как начинать распознавание образов.

На данном этапе работы будет рассмотрена рекуррентная сеть, она отличается от сетей прямого распространения наличием, по крайней мере, 1 обратной связью, так например, в сети Хопфилда каждый нейрон связан с каждым, кроме себя самого, рекуррентной связью (рис. 3).

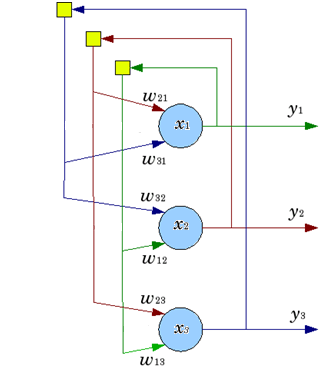


Рис. 3. Рекуррентная сеть с 3-мя нейронами, где wij – синаптические веса, жёлтый квадратик обозначает оператор единичной задержки, xt – вектор входных значений, yk – выходных значений.

Целью данной работы является реализовать ИНС Хопфилда для построения автоматизированной системы классификации микроструктуры. Для достижения целы были поставлены и решены следующие задачи:

* реализация ИНС Хопфилда;
* сравнить виды обучения для применения наиболее эффективного из них в ИНС;
* верифицировать ИНС на обучающем множестве цифр;
* подобрать обучающее множество снимков, состоящее из классов: дендритные структуры, пластинчатый перлит, видманштеттова структура;
* обучить ИНС на множестве снимков из предыдущего пункта.

# ИНС Хопфилда и её реализация

Одним из наиболее известных типов ассоциативной памяти является сеть Хопфилда. Обобщённая структура этой сети представляется, как правило, в виде системы с непосредственной обратной связью выхода со входом (Рис. 3). Характерная особенность такой системы состоит в том, что выходные сигналы нейронов являются одновременно входными сигналами сети: *xi*(*k*)=*yi*(*k*-1), при этом возбуждающий вектор особо не выделяется. В классической системе Хопфилда отсутствует связь нейрона с собственным выходом, что соответствует wii=0, а матрица весов является симметричной: w=wT[1].

В процессе обучения сети формируются зоны притяжения называемые аттракторами для некоторых точек равновесия. Положения конкретных аттракторов определяет обучающая выборка. В данной реализации сети Хопфилда примем функцию активации типа signum, тогда выходной сигнал i-ого нейрона будет определяться формулой:

,

где N – общее количество нейронов.

Для упрощения дальнейших рассуждений допустим, что постоянная составляющая (поляризация), определяющая порог срабатывания отдельных нейронов, является компонентом вектора *x*. Без учёта единичных задержек сети, представляющих собой способ синхронизации процесса передачи сигналов, основные зависимости, определяющие сеть Хопфилда, можно представить в виде рекуррентного соотношения:

с начальным условием yi(0)=xj. Процесс работы по распознаванию образов у ИНС Хопфилда делится на 2 этапа работы: сначала производится обучение, затем классификация. Обучение производится на основе известных векторах x – обучающих выборках. Для сравнения наиболее оптимального метода обучения сети реализуем их.

### **Обучение методом Хебба**

Постулат обучения Хебба звучит так:

«Если аксон клетки А находится на достаточно близком расстоянии от клетки В и постоянно или периодически участвует в её возбуждении, наблюдается процесс метаболических изменений в одном или обоих нейронах, выражающийся в том, что эффективность нейрона А как одного из возбудителей нейрона В возрастает.» [2]

Перефразирую утверждение в нейробиологическом контексте в правило из двух частей:

Если два нейрона по обе стороны синапса активизируются одновременно, то прочность этого соединения возрастает.

Если два нейрона по обе стороны синапса активизируются асинхронно, то такой синапс ослабляется или вообще отмирает.

Опишем это изменение синаптического веса математически следующей формулой:

где F() – некоторая функция, зависящая от пред- и постсинаптического сигналов. При этом необходимо знать компоненты в начальный момент времени, они выбираются по обобщенному правилу Хебба:

где счётчик i указывает на номер обучающего вектора.

**Гипотеза Хебба**

где – константа, от которой зависит скорость обучения. Иногда данное правило называют правилом умножения активности

**Гипотеза ковариации**

где средние значения x и y содержат пред- и постсинаптические пороги, определяющие знак синаптической модификации.

### **Обучение методом проекций**

Главное отличие метода проекций от метода Хебба заключается в том, что метод Хебба корректирует матрицу весовых коэффициентов во время классификации, метод проекций же задаёт матрицу коэффициентов до начала классификации. Начальное условие: . Далее идёт итерационный процесс до стабилизации матрицы:

– i-ый вектор-столбец обучающей выборки

### **Обучение методом Δ-проекций**

Это модифицированный вариант метода проекций, градиентная форма алгоритма минимизации определённой особым образом целевой функции. В соответствии с этим способом веса подбираются рекуррентно с помощью циклической процедуры, многократно повторяемой на всём множестве обучающих выборок [1]:

η – константа обучения ϵ[0,7; 0,9]. Процесс обучения начинает при предъявлении как минимум всех обучающих выборок и заканчивается при стабилизации значения весов.

# Сравнение методов обучения

Обучение производилось на чёрно-белых изображениях 10-ти цифр размером 7×7 пикселей. Пороговое значение b = 0, пороговая функция = sign(). Зашумление производилось по вероятности, т.е. если случайное число больше некоторого заранее определяемого испытателем значения, то данный пиксель менял цвет. Вероятность зашумления в следующих тестах равна 40%.

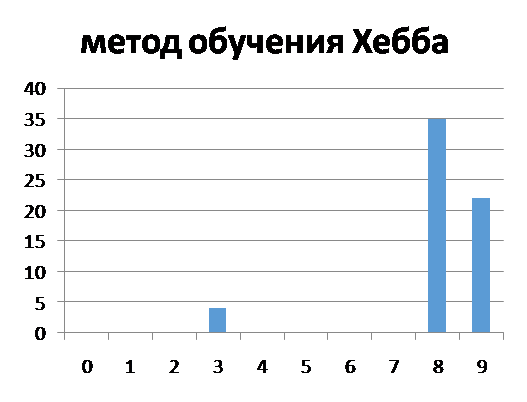


Рис. 4. Результаты работы нейросети обученной по правилу Хебба.

Метод Хебба обладает ёмкостью сети для данной выборки равной 6 запомненных элементов, и считается по формуле , где N – количество нейронов. Данное правило обладает слишком малой ёмкостью, поэтом в дальнейшем не будет рассматриваться.

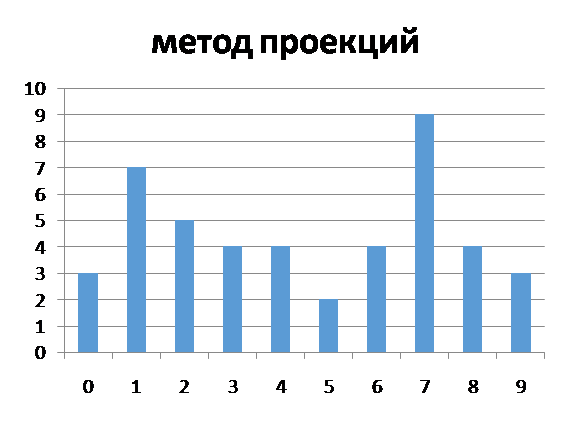


Рис. 5. Результаты работы нейросети обученной методом проекций.

Метод проекций, благодаря своей ёмкости, может распознавать данные изображения. Ёмкость сети . На выходе получается изображение очень близкое к одному из исходных изображений, отличия не очень существенны, 2-3 пикселя могут отличаться.

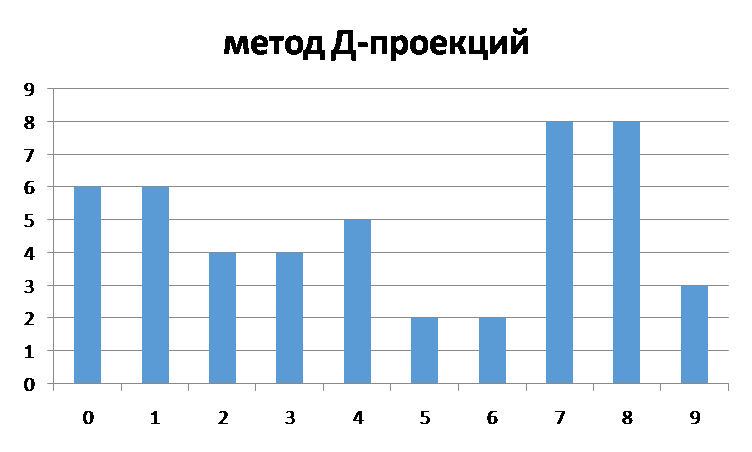


Рис. 6. Результаты работы нейросети обученной методом проекций.

Метод дельта-проекций имеет такую же емкость, как и метод проекций, т.е. . И весьма схожие результаты работы при распознавании цифр размерами 7×7 пикселей.

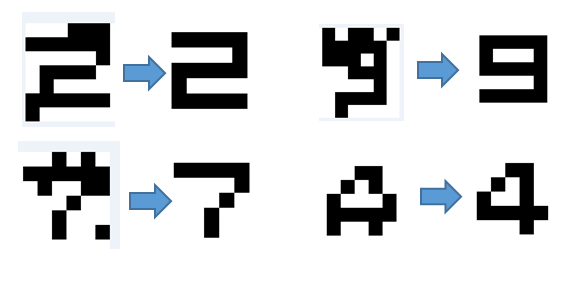


Рис. 7. Примеры распознанных изображений.

Попытавшись обучить нейросеть на изображениях шлифов, столкнулись с проблемой нехватки оперативной памяти для хранения матрицы весовых коэффициентов . Все изображения шлифов были пропорционально уменьшены и обрезаны до формы квадрата для того что бы было возможно использовать их для обучения сети Хопфилда. В данной матрице количество строк и столбцов равно разрешению изображения, а размеры изображения 800×800 пикселей, каждое значение нейрона хранилось в типе float (4 байта), тогда требуемый объём оперативной памяти был равен .

Для решения данной проблемы сегментации изображения был выбран метод Виолы-Джонса.

# Метод Виолы-Джонса

Данный метод предложили Паул Виола и Майкл Джонс в 2001 году. Основной задачей при его создании было обнаружение лиц, но данный метод универсален и является самым эффективным на сегодняшний момент времени. С помощью этого метода на текущий день происходит распознавание лиц, номеров машин и т.д.

Метод основан на признаках Хаара. Каскад Хаара — это набор примитивов (Рис. 8), для которых считается их «свёртка» с изображением.

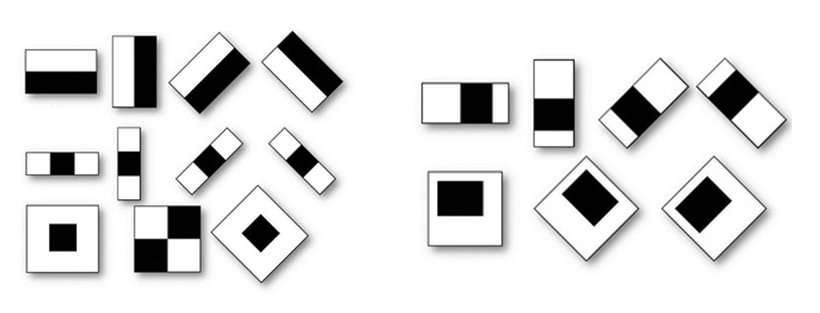


Рис. 8. Изображение слева основной набор примитивов Хаара, справа – дополнительные из библиотеки компьютерного зрения OpenCV.

Каскады из признаков обычно упоминаются как база для построения систем выделения сложных объектов, таких как лица, руки, или другие предметы.

Основная идея метода заключается в подсчёте частного от сумм интенсивности в чёрном прямоугольнике и белом для каждого признака Хаара, тем самым выделяются наиболее общие черты классифицируемого объекта. Приведём пример такого расчёта:

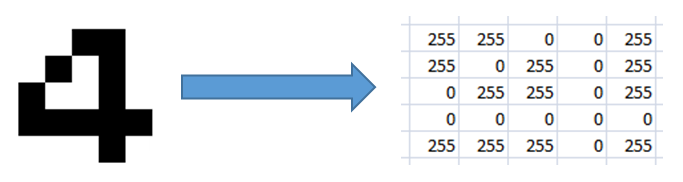


Рис. 9. Перевод изображения цифры в матрицу интенсивностей.

Для начала необходимо представить изображение в виде матрицы интенсивностей. Так для цветного изображения любой пиксель можно представить как сумму компонент цветовой гаммы RGB, т.е. компонента матрицы равна R + G + B. Представим так каждый пиксель. Для черно-белого изображения возможна другая реализация, в целях экономии памяти, принять интенсивность каждого белого пикселя равной 255, а чёрного равной 0 (Рис. 9).

Далее перейдём от матрицы интенсивности к интегральной картине по следующей формуле

где – компоненты матрицы интегральной картины, – компоненты матрицы интенсивности.

Одно из преимуществ этого метода – скорость распознавания, она достигается за счёт того, что данную операцию нужно делать только один раз. Данная формула предполагает построение новой матрицы такой же размерности, как и матрица интенсивности, где каждой компонентой этой новой матрицы будет сумма компонент матрицы интенсивности лежащих на равнее и выше и левее обсчитываемой компоненты (Рис. 10).

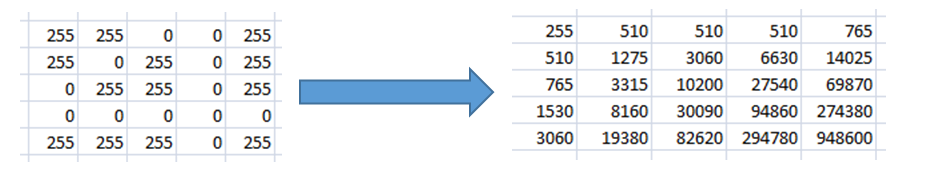


Рис. 10. Построение интегральной картины из матрицы интенсивностей.

Возможна так же и рекуррентная запись формулы расчёта интегральной картине

где x, y – индексы компонент матрицы интенсивности.

Далее накладываем сами признаки и считаем сумму интенсивностей в чёрном (жёлтом) и белом (голубом) прямоугольниках и делим их друг на друга (Рис. 11).

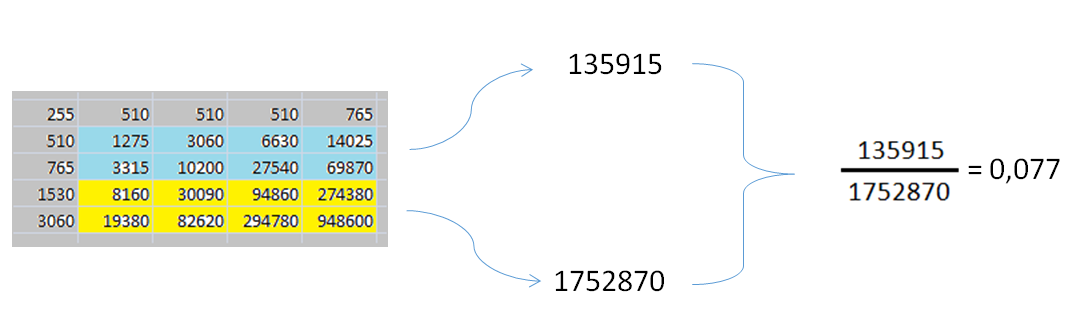


Рис. 11. Применение прямоугольного признака Хаара.

Уменьшая или увеличивая размеры рамки и меняя её положение на обучающей выборке находим схожести у определённых структур, т.е. «видим», где они находятся.

Данный метод очень эффективен, но для обучения требуется около 4 тысяч изображений. А так же в нём заложено то, что все распознаваемые образы будут иметь схожие внешние контуры, тогда как на фотографии шлифа видно, что к классифицируемым структурам это не применимо, их форма заранее не может быть определена.

# Смена подхода

В связи с тем, что предыдущий метод не дал необходимых результатов, сменим метод, перейдя к более сложным конфигурациям сетей – свёрточным. А так же ввиду нехватки данных для обучения сети сменим объект классификации на песчаник с вкраплениями меди и пустот.

Введём обозначения:

* input – входной слой,
* conv (convolution) – свёрточный слой, производит обработку предыдущего слоя по фрагментам суммируя результаты матричного произведения для каждого фрагмента,
* pool – слой подвыборки,
* fully-conn – полносвязный слой,
* output – выходной слой, выдает предполагаемый класс(-ы) изображения(-ий).

Для задачи классификации изображений основной является следующая архитектура НС:

input → conv → pool → conv → pool → fully-conn → fully-conn → output

Попробуем научить сеть распознавать в песчаниках пустоты и вкрапления меди. Кафедра МКМК (Механика композиционных материалов и конструкций) предоставила видеозапись песчаника, пронизываемого рентгеновскими лучами (рис. 12).

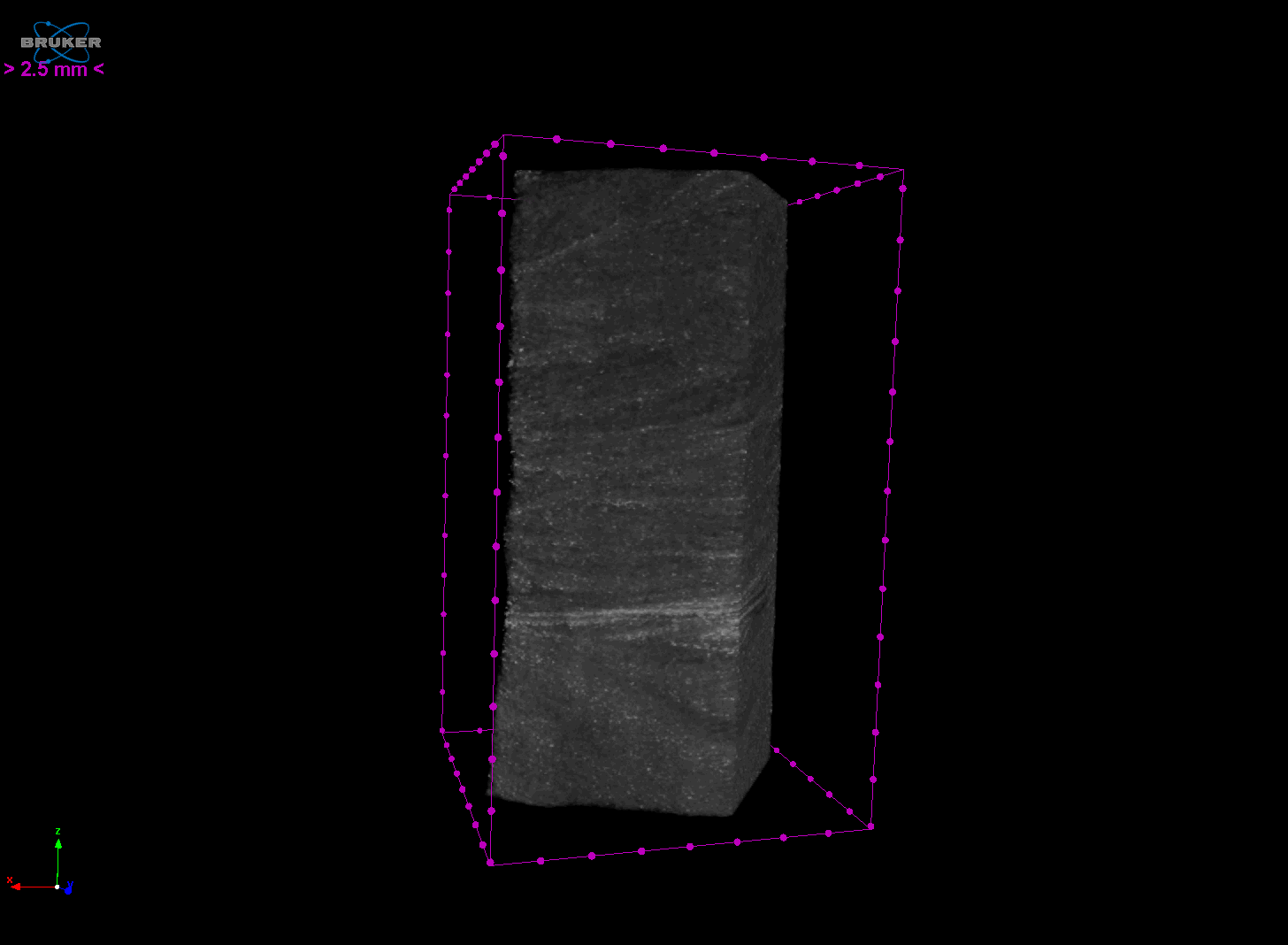


Рис. 12.Один из кадров видеозаписи.

Разобьём видео на кадры и разделим эти кадры на 2 группы. В первой группе будут фрагменты снимков, на которых материал в рассматриваемой области изотропен, во второй – анизотропен (рис. 13).

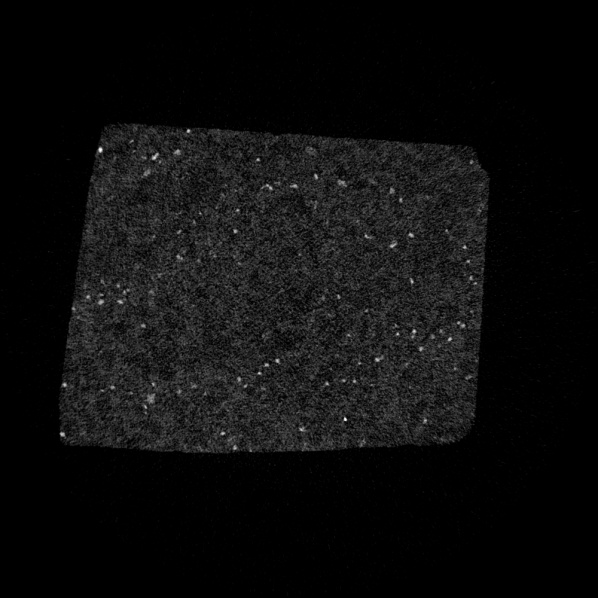
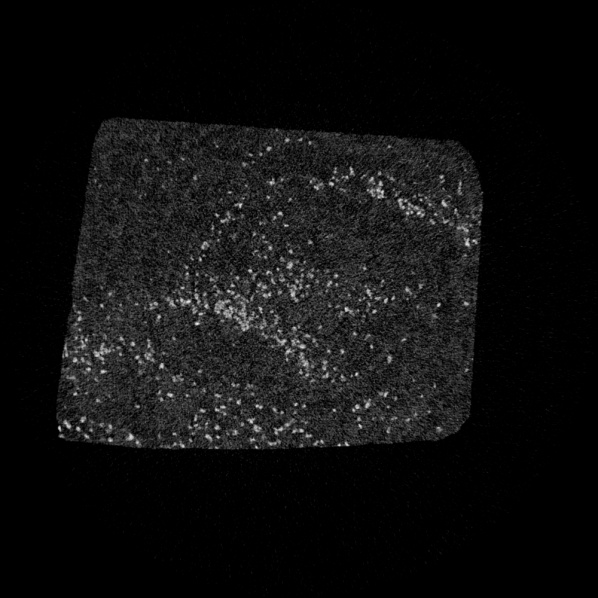


Рис. 13. На фото выделены представлены участки песчаника, которые будут разнесены в разные группы.

Реализуем сеть с помощью фреймворка для построения нейросетей Caffe, так можно сэкономить время и не допустить ошибок при кодировании.

# Список литературы

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И. Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.: ил. ISBN 5-279-02567-4
2. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил. – Парал. тит. англ. ISBN 5-8459-0890-6 (рус.)