

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра математической теории упругости и биомеханики

**Разработка приложения на базе современных технологий распознавания
лиц**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 442 группы

направления 09.03.03 Прикладная информатика

механико-математического факультета

Дерегузовой Ольги Алексеевны

Научный руководитель

к.ю.н., доцент

подпись, дата

Р.В. Амелин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н, профессор

подпись, дата

Л.Ю.Коссович

Саратов 2020

Введение. Сегодня в век стремительно развивающегося научно-технического прогресса появились новые возможности, которые способствуют улучшению и облегчению повседневной жизни.

Одной из таких возможностей можно назвать задачу распознавания лиц. Распознавание образов можно встретить в любой сфере жизнедеятельности медицина, криминалистика, химия, биология и т.п. Встречаются с алгоритмами распознавания объектов люди и в повседневной жизни - распознавание лиц, текста, автомобильных номеров, штрих-кодов, фотографии и т.д.

Цель работы.

Разработать систему распознавания лиц, позволяющую устанавливать ее как отдельный веб-сервис и контактирующую с внешним миром посредством REST.

Задачи работы.

1. Изучить литературу, относящуюся к задачам распознавания образов. Дать связное изложение основных методов распознавания.
2. Изучить возможность применения библиотеки OpenCV для распознавания лиц, по литературным источникам.
3. Изучить технологию Spring Boot для разработки Java приложений; рассмотреть возможность использования MongoDB для хранения служебной информации системы.
4. Изучить методы разработки Java приложений с использованием Spring Beans.
5. Основываясь на вышеперечисленных технологиях, разработать систему распознавания лиц, представленную в виде веб-сервиса.

Объектами исследования являются интеллектуальные системы распознавания образов.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы распознавания

образов для систем распознавания лиц.

Научная новизна. Разработана система распознавания лиц, позволяющая устанавливать ее как отдельный веб-сервис посредством технологии REST.

Практическая значимость. Предложенные в работе алгоритмы могут быть применены при разработке систем интеллектуального охранного видеонаблюдения и учета рабочего времени. Возможности системы заключаются в следующем: детекция и идентификация лиц.

Актуальность работы. В связи со всемирной пандемией коронавируса технологии распознавания лиц имеют очень широкий спектр применения.

Структура работы. Выпускная квалификационная работа состоит из введения, двух глав, заключения, списка использованных источников и приложения.

Основное содержание

Во введении обосновывается актуальность исследования системы распознавания лиц.

В первой главе рассмотрена общая структура системы распознавания и этапы в процессе ее разработки показаны на рисунке 1.

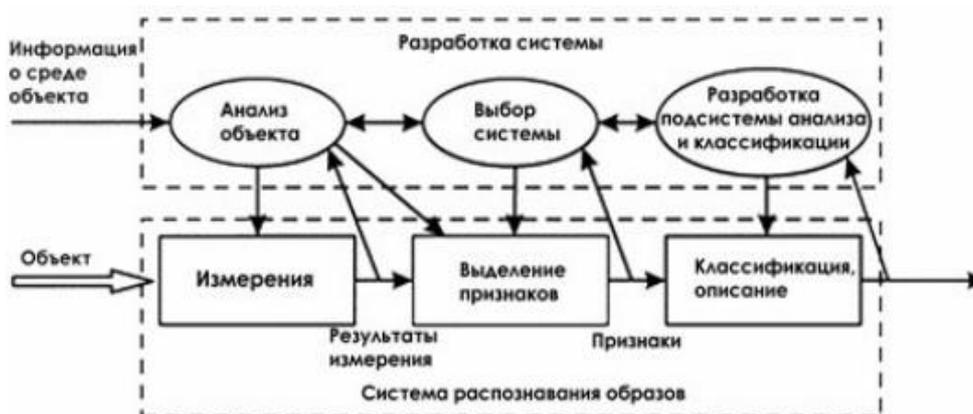


Рисунок 1 — Структурная система распознавания [1]

Задачи распознавания имеют следующие характерные черты:

Это информационные задачи, состоящие из двух этапов:

1. Преобразование исходных данных к виду, удобному для

распознавания;

2. Собственно распознавание (указание принадлежности объекта определенному классу). В этих задачах можно вводить понятие подобия объектов и формулировать правила, на основании которых объект зачисляется в один и тот же класс или в разные классы. Для этих задач трудно строить формальные теории и применять классические математические методы (часто недоступна информация для точной математической модели или выигрыш от использования модели и математических методов несоизмерим с затратами) [2].

В второй главе выделяют следующие типы задач распознавания:

1. Задача распознавания — отнесение предъявленного объекта по его описанию к одному из заданных классов (обучение с учителем).

2. Задача автоматической классификации — разбиение множества объектов, ситуаций, явлений по их описаниям на систему непересекающихся классов (таксономия, кластерный анализ, самообучение).

3. Задача выбора информативного набора признаков при распознавании.

4. Задача приведения исходных данных к виду, удобному для распознавания; Динамическое распознавание и динамическая классификация — задачи 1 и 2 для динамических объектов.

5. Задача прогнозирования — суть задач заключается в том, что решение должно относиться к некоторому моменту в будущем.

Примеры некоторых задач распознавания:

- Распознавание автомобильных номеров.
- Распознавание букв.
- Распознавание лиц и других биометрических данных.
- Распознавание штрих-кодов.
- Распознавание речи [3].

В первой разделе второй главы доказано что для оптического распознавания образов можно применить метод перебора вида объекта под

различными углами, масштабами, смещениями и т.д. Второй подход - найти контур объекта и исследовать его свойства (связность, наличие углов и т.д.) Еще один подход - использовать механизм классификации (искусственные нейронные сети или классификаторы). Этот метод требует либо большого количества примеров задачи распознавания (с правильными ответами), либо специальной структуры алгоритма, учитывающей специфику данной задачи. Таким образом, можно выделить основные методы для решения задачи распознавания лиц:

1. Методы, основанные на шаблонах.
2. Методы с использованием контурных моделей.
3. Нейросетевые методы.
4. Метод Виолы - Джонса.
5. Метод опорных векторов.

Наиболее распространенным методом, основанным на шаблонах, является вычисление коэффициента корреляции между двумя матрицами.

В втором разделе второй главы рассмотрим метод распознавания объектов на изображении на основе использования коэффициента корреляции. В данном случае необходимо кроме исходного изображения иметь также изображение объекта детектируемого объекта. Такое изображение будем называть эталонным. Как было сказано ранее, изображение представлено в памяти компьютера матрицей.

Пусть A - матрица исходного изображения, B - матрица эталона, размеры матрицы $m \times n$, тогда коэффициент корреляции вычисляется по формуле:

$$k = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 (B_{mn} - \bar{B})^2}}, \quad (1)$$

где \bar{A}, \bar{B} - средние значения элементов матриц.

Этот подход получил широкое распространение. Однако при распознавании реальных объектов корреляционный метод характеризуется большой вычислительной сложностью. Связано это с масштабированием и

поворотами распознаванием изображения.

Еще одним подходом может быть **применение цветовой сегментации**. На практике этот метод применяется в задаче поиска цвета кожи человека на изображении.

Цвет, как известно, есть не физическое свойство объекта, а свойство человеческого восприятия, поэтому строго математического определения понятия "цвет кожи" не существует, что представляет собой некоторую трудность при построении систем автоматического распознавания кожи. Любой цвет, воспринимаемый человеческим глазом, можно представить в виде трехмерного вектора.

Выделим **основные недостатки**:

1. Зависимость цвета от условий съемки (например, освещения).
2. Зависимость получаемых цветовых значений объектов от конкретной камеры.
3. Многообразие оттенков кожи.

Существует множество различных методов выделения границ. Они могут сочетаться с коррекцией по гистограммам и бинаризацией изображения.

Нейросетевые методы предлагают иной подход к решению задачи распознавания образов. Архитектура и функционирование нейронных сетей (НС) имеют биологические прообразы. Веса в нейронной сети не вычисляются путём решения аналитических уравнений, а подстраиваются различными локальными методами (например, разновидностями градиентного спуска) при обучении. Обучаются нейронные сети на наборе обучающих примеров.

С математической точки зрения искусственный нейрон (Рисунок 2) — это сумматор всех входящих сигналов, применяющий к полученной взвешенной сумме некоторую простую, в общем случае, нелинейную функцию, непрерывную на всей области определения. Обычно данная функция монотонно возрастает. Полученный результат посылается на единственный выход.

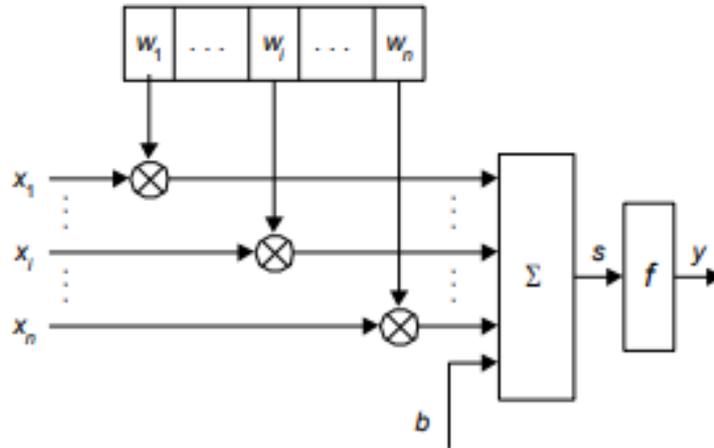


Рисунок 2 — Структура искусственного нейрона [4]

Текущее состояние нейрона определяется как взвешенная сумма его входов:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, y = f(s), \quad (2)$$

где $w-i$ – вес синапса, ($i = 1 \dots n$); b – значение смещения; s – результат суммирования; x_i – компонента входного вектора (входной сигнал), ($i = 1 \dots n$); y – выходной сигнал нейрона; n – число входов нейрона; f – нелинейное преобразование (функция активации или передаточная функция).

Нейронные сети можно разделить по ряду признаков.

С точки зрения топологии, можно выделить три основных типа нейронных сетей, изображенных на Рисунке 3:

- Полносвязные.
- Многослойные или слоистые.
- Слабосвязные (с локальными связями).

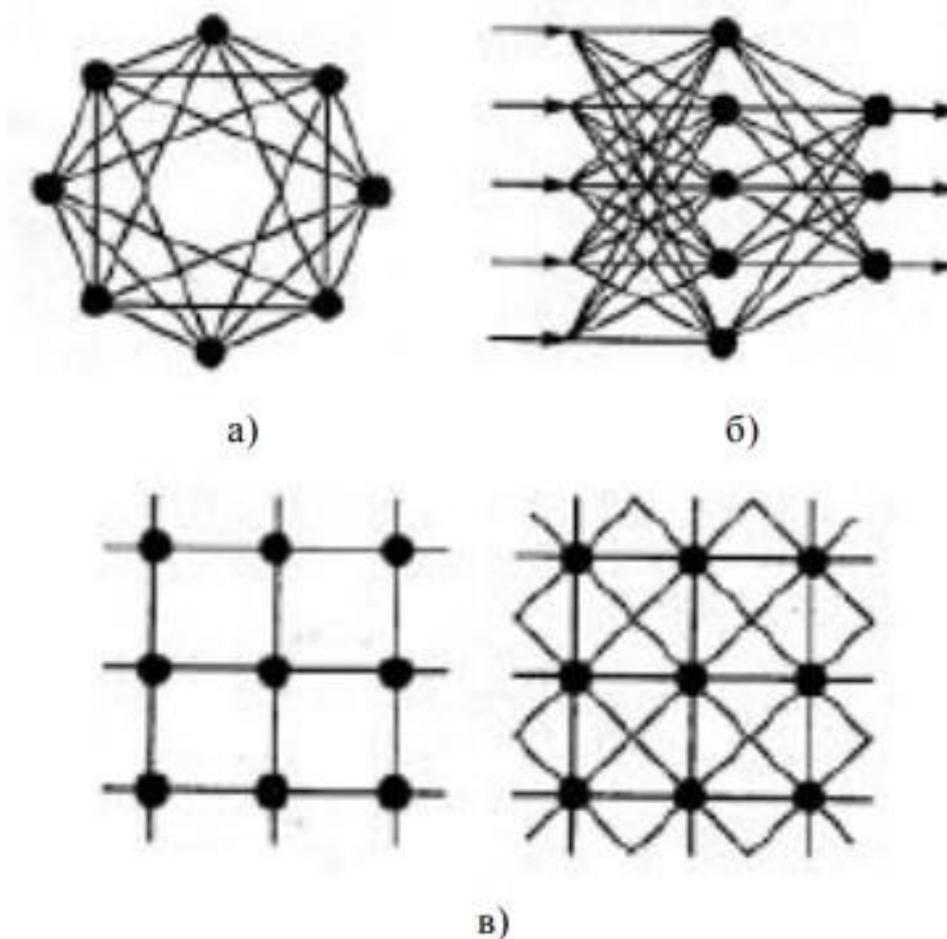


Рисунок 3 — а) — полностью связная сеть; б) — многослойная сеть с последовательными связями; в) — слабосвязные сети [5]

На данный момент метод Виолы-Джонса является основополагающим для поиска объектов на изображении в реальном времени (РВ) и обладает низкой вероятностью ложного обнаружения. Данный метод успешно применяется для поиска следующих объектов: человеческих лиц, губ, глаз и т.д. Ранее считалось, что его нельзя применять для обнаружения текста.

Метод Виолы-Джонса основан на следующих принципах:

- 1) Используются изображения в интегральном представлении.
- 2) Используются признаки Хаара.
- 3) Используется бустинг для выбора наиболее подходящих признаков для искомого объекта на данной части изображения.
- 4) Все признаки поступают на вход классификатора, который даёт

результат «верно» либо «ложь».

5) Используются каскады признаков для быстрого отбрасывания окон, где не найден НЗ [6].

В третьем разделе второй главы приводится решение проблемы данного, столь сложного обучения т.е. бустинга (от англ. boost – улучшение, усиление). Бустинг представляет собой процедуру последовательного построения композиций алгоритмов машинного обучения, когда каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки построения всех предыдущих алгоритмов. Эффективная модель, допускающая мало ошибок классификации, называется «сильной». «Слабая» же, напротив, не позволяет надежно разделять классы или давать точные предсказания, делает в работе большое количество ошибок.

Развитием данного подхода явилась разработка более совершенного семейства алгоритмов бустинга AdaBoost (adaptive boosting – адаптированное улучшение), предложенная Йоавом Фройндом (Freund) и Робертом Шапиром (Schapire) в 1999 году, которая может использовать произвольное число классификаторов и производить обучение на одном наборе примеров, поочередно применяя их на различных шагах. AdaBoost выбирает набор слабых классификаторов для объединения и присваивает каждому из них свой вес [8]. Эта взвешенная комбинация и является сильным классификатором. Виола и Джонс объединили серии классификаторов AdaBoost как последовательность фильтров, что особенно эффективно для классификации областей изображения. Каждый фильтр является отдельным классификатором AdaBoost с достаточно небольшим числом слабых классификаторов.

Несмотря на то, что данный метод является основополагающим для поиска объектов на изображении в реальном времени, его основной недостаток состоит в том, что результат работы сильно зависит от обучающей выборки. Это объясняется тем, что в качестве входных данных выступает яркостное изображение, которое чувствительно к освещенности.

Цель тренировки большинства классификаторов – минимизировать

ошибку классификации на тренировочном наборе (называемую эмпирическим риском). В отличие от них, с помощью метода опорных векторов, можно построить классификатор, минимизирующий верхнюю оценку ожидаемой ошибки классификации (в том числе и для неизвестных объектов, не входивших в тренировочный набор). Применение метода опорных векторов к задаче обнаружения лица заключается в поиске гиперплоскости в признаковом пространстве, отделяющей класс изображений «лиц» от изображений «не-лиц».

Основная идея **метода опорных векторов** [9] — перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве. Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей наши классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей (Рисунок 4).

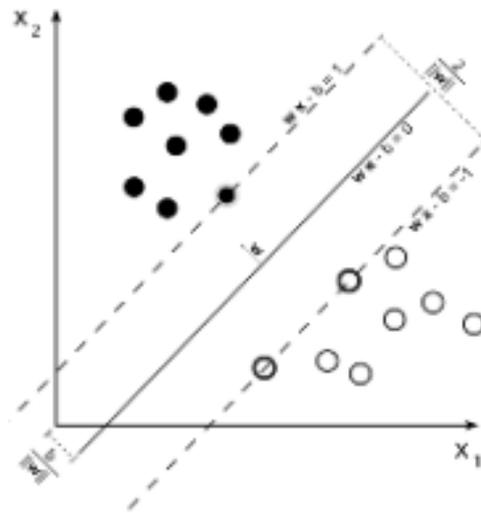


Рисунок 4 — Геометрическая интерпретация метода опорных векторов

[10]

Заключение. В данной бакалаврской работе изучены математические методы распознавания образов. Рассмотрены различные методики распознавания образов. Такие как:

- Методы, основанные на шаблонах.
- Методы с использованием контурных моделей.
- Нейросетевые методы.

Приведено описание и краткий анализ вышеуказанных методов. Вторая глава носит прикладной характер. В качестве примера, приведена постановка и решение задачи детекции лица в кадре видеопотока традиционным методом. Подробно разобран классический алгоритм детекции лиц и проанализированы его недостатки. Далее описан процесс разработки системы распознавания лиц.

Рассмотрены необходимые свойства системы, и приведен последовательный листинг кода программы.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Компьютер Информа. [Электронный ресурс].URL: <http://old.ci.ru/> (дата обращения 10.05.2020). - Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 2 Национальная библиотека им. Н.Э.Баумана Bauman National Library. [Электронный ресурс].URL:[http://ru.bmstu.wiki/Regonction pattern](http://ru.bmstu.wiki/Regonction_pattern)(дата обращения 11.05.2020).- Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 3 Симанков, В. С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В. С. Симанков, Е. В. Луценко.- Техн. ун-т Кубан. гос. технол. ун-та, 1999. - 318 с.
- 4 Единое окно, доступ к информационным ресурсам. [Электронный ресурс].URL:<http://window.edu.ru/catalog/pdf2txt/260/68260/41810ppage=9> (дата обращения 10.05.2020). - Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 5 Википедия [Электронный ресурс].URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Patternrecognition> (дата обращения 08.05.2019).- Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 6 Закревский, А. Д. Логика распознавания / А. Д. Закревский. - Минск: Наука и техника, 1988. – 118 с.
- 7 Студми. Учебные материалы для студентов.[Электронный ресурс].URL:https://studme.org/128104197388/pravo/problemyobscheykriminalisti_cheskojteoriiraspoznavaniya (дата обращения 10.05.2019). - Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 8 Историческая информатика. Информационные технологии и математические методы в исторических исследованиях и образовании.[Электронный ресурс].URL: <http://kleio.asu.ru/2014/1/hcsj-1201462-69.pdf> (дата обращения 10.05.2020).- Загл. с экрана. - Яз.рус.
- 9 Закревский, А. Д. Алгоритмы синтеза дискретных автоматов / А. Д. Закревский. - Минск: Изд- во Наука, 2003. – 512 с.

- 10 CrimLib. Энциклопедия и библиотека криминалистики и уголовного процесса. [Электронный ресурс].URL: <http://crimlib.info/> (дата обращения 10.05.2020). - Загл. с экрана. - Яз.рус.