МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

**(ФГБОУ ВО «КубГУ»)**

**Кафедра вычислительной математики и информатики**

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

**Алгоритмы идентификации объектов с выделением базовых признаков в задачах компьютерного зрения**

Работу выполнил И.В. Чеботарь

(подпись, дата)

Факультет математики и компьютерных наук 2 курс Направление 02.03.01 математика и компьютерные науки

Научный руководитель

доцент кафедры ВМИ,

кандидат технических наук Р.Ю. Вишняков

(подпись, дата)

Нормоконтролер

преподаватель А.А. Цыбенко

(подпись, дата)

Краснодар 2018

СОДЕРЖАНИЕ

[Введение 3](#_Toc523171657)

[1 Алгоритм Лукаса-Канаде 5](#_Toc523171658)

[1.1 Теоретическая идея алгоритма Лукаса-Канаде 5](#_Toc523171659)

[1.2 Разбор математической модели алгоритма Лукаса-Канаде 5](#_Toc523171660)

[2 Признаки Хаара 7](#_Toc523171661)

[2.1 Теоретическая идея признаков Хаара 7](#_Toc523171662)

[2.2 Разбор математической модели признаков Хаара 7](#_Toc523171663)

[3 Алгоритм HOG 9](#_Toc523171664)

[3.1 Теоретическая идея алгоритма HOG 9](#_Toc523171665)

[3.2 Разбор модели алгоритма HOG 9](#_Toc523171666)

[4 Тестирование алгоритмов 11](#_Toc523171667)

[4.1 Описание тестов 11](#_Toc523171668)

[4.1.1 Неестественный тест 11](#_Toc523171669)

[4.1.2 Тесты с группой людей 12](#_Toc523171670)

[4.1.3 Тест с одним человеком 12](#_Toc523171671)

[4.1.4 Тесты, приближенные к естественным условиям 12](#_Toc523171672)

[4.2 Таблица проведенных тестов 13](#_Toc523171673)

[4.3 Анализ проведенных тестов 13](#_Toc523171674)

[4.3.1 Анализ работы признаков Хаара 13](#_Toc523171675)

[4.3.2 Анализ работы алгоритма HOG 14](#_Toc523171676)

[Заключение 15](#_Toc523171677)

[Список использованных источников 16](#_Toc523171678)

# ВВЕДЕНИЕ

Идентификация объектов – одна из наиболее распространенных задач компьютерного зрения, так как именно она послужила толчком в разработке всех библиотек и алгоритмов для данной научной сферы.

Компьютерное зрение объединяет в себе как теорию, так и технологию создания машин и прикладных программ для обнаружения, отслеживания и классифицирования различных объектов.

В современном мире люди на каждом шагу сталкиваются с идентификацией объектов, начиная от программных решений в камере смартфона или профессиональном фотоаппарате, заканчивая средствами безопасности аэропорта или системами беспилотного управления. Это и позволяет компьютерному зрению пользоваться в мире большим спросом. Ведущие компании мира, военные концерны и просто независимые ученные неустанно продолжают представлять свои новейшие разработки в этой сфере для облегчения жизни людей.

Для разбора алгоритмов идентификации объектов с выделением базовых признаков поставлены следующие задачи:

1. Изучение теоретической идеи алгоритма.
2. Разбор математической модели алгоритма.
3. Подбор требуемых программных инструментов для реализации

алгоритма.

1. Реализация алгоритма.
2. Тестирование алгоритма.
3. Сбор данных и создание базы по ключевым параметрам.

Требования к анализу:

1. Проанализировать несколько кардинально разных алгоритмов с

целью выбора лучшего.

1. Структурировать полученные данные в виде таблицы.
2. Дать описание задач, наиболее подходящих для каждого из

алгоритмов.

При создании курсовой работы использовался язык программирования Python версии 3.6 и среда программирования IDLE (Integrated DeveLopment Environment). Для более удобной работы с камерой и другой периферией компьютера была подключена библиотека компьютерного зрения OpenCV (Open Source Computer Vision Library) версии 3.4.2.

### **1 Алгоритм Лукаса-Канаде**

### **Теоретическая идея алгоритма Лукаса-Канаде**

Алгоритм Лукаса-Канаде был разработан в 1981 году Брюсом Лукасом и Такео Канаде. Он является первым алгоритмом идентификации и отслеживания. На его основе разработаны большинство современных алгоритмов.

В работе алгоритма заложен принцип локального вычисления оптического потока. Для этого изображение сначала конвертируется из цветного в черно-белое. Затем локально выбираются точки. Выбор происходит путем поиска контрастных мест изображения. Так как картинка черно-белая, то контрастными считаются границы максимально черных и белых пикселей. Для более корректной работы алгоритма используется фильтр допущения яркости.

Но всю свою изобретательность алгоритм Лукаса-Канаде показывает при работе с видеопотоком. Так как если часть точек причислить к объекту, то есть сделать примитивную идентификацию, то во время движения точек, для каждой из них выстраиваются вектора движения оптического потока. Иначе говоря, алгоритм продолжает следить за идентифицированным объектом в процессе его движения до тех пор, пока не произойдет потеря всех точек.

## **1.2 Разбор математической модели алгоритма Лукаса-Канаде**

Для упрощения рассмотрим случай с одной точкой. После того, как была выбрана подходящая по условию точка, определяются ее координаты . Задается вектор смещения , затем составляется градиент: . Его можно записать иначе: .

Получено уравнение с двумя неизвестными значениями вектора смещения. Предполагается, что равны. Тогда вводится весовой коэффициент пикселя, задаваемый функцией и по нему высчитывается вектор смещения: . Приравняем к нулю:

Таким образом определена длина смещения одной точки (пикселя). При работе не с точкой, а с целым фрагментом, нужно брать сумму от векторов смещения для каждой точки (пикселя), что дает в итоге вектор смещения не для точки, а для фрагмента (объекта).

## **2 Признаки Хаара**

## **2.1 Теоретическая идея признаков Хаара**

Признаки Хаара – признаки цифрового изображения. По признакам идентифицируется требуемый объект. Алгоритм, основанный на признаках Хаара, по сути, является алгоритмом сравнения рассматриваемого изображения с базой изображений.

Сам признак состоит из смежных прямоугольных областей, которые позиционируются на изображении. Далее суммируются интенсивности пикселей и после чего вычисляется разность между суммами. Эта разность и является признаком.

Для работы алгоритма, основанном на признаках Хаара, следует сначала создать базу изображений. Она подразделяется на базу «хороших» и базу «плохих» фотографий объекта. Для стабильной работы требуется от 1000 «хороших» и «плохих» фотографий. Далее требуется создать файлы описания, где перечислены сначала «плохие», а затем и «хорошие». К «хорошим» фото требуется дополнительно указать координаты границ объекта и углы наклона.

## **2.2 Разбор математической модели признаков Хаара**

Каскад Хаара – это набор примитивов, для которых считается свертка с изображением. Для этого используются самые простые примитивы – прямоугольники, имеющие два уровня: черный и белый (-1 и +1). Поэтому перед работой, требуется изображение перевести из цветного в черно-белое.

Под свертками подразумевается: , где – сумма элементов изображения из черной области, а – сумма элементов их светлой.

Затем, как только была высчитана свертка для каждого из примитивов, рассматриваемый объект должен пройти процесс идентификации. Для этого признаки объекта на изображении сравниваются с признаками всех изображений из базы, постепенно увеличивая зону поиска. Объект считается идентифицированным, когда - достигает своего минимума. I – изображение, J – образец из базы, i – коэффициент сдвига по ширине, j – коэффициент сдвига по высоте, n – ширина изображения, m – высота изображения, x, y – координаты по которым производится сдвиг.

## **3 Алгоритм HOG**

## **3.1 Теоретическая идея алгоритма HOG**

Алгоритм HOG - Histogram of Oriented Gradients (Гистограммы направленных градиентов) впервые описали Навнит Далал и Билл Триггс в 2005 году, представив его работу на статичном изображении.

Алгоритм разбивает изображение на области. В них определяются особые точки. Принцип поиска особых точек основан на алгоритме Лукаса-Канаде. После чего строятся и подсчитываются направления градиентов. По ним строится сетка, которая окутывает все изображение. Определенные отклонения градиентов и идентифицируют объект.

## **3.2 Разбор модели алгоритма HOG**

Внешний вид, форма, и положение объекта на локальном участке изображения могут быть описаны при помощи распределения градиентов интенсивности или направлением краев объекта. Реализация строится на алгоритме Лукаса-Канаде с добавлением фильтра интенсивности и яркости.

Изображение делится на локальные зоны – ячейки, которые связаны между собой. Для каждого пикселя внутри каждой ячейки производится расчет гистограммы градиентов и направлений.

Комбинация всех гистограмм называется дескриптором. Затем для увеличения точности, локальные гистограммы нормализуются по контрасту при помощи вычисления меры интенсивности на большом фрагменте изображения, который называется блоком. Блок может объединять несколько локальных зон.

Затем алгоритм требуется обучить. Обучение такое же как в случае с признаками Хаара. Только в данном случае требуется указывать точки, принадлежащие объекту. Алгоритм сам пытается построить векторы признаков и запомнить их. По полученным векторам и будет происходить идентификация объекта.

## **4 Тестирование алгоритмов**

Каждый алгоритм запускается на подобранных для теста изображениях[[1]](#footnote-1). Работа каждого отслеживается по следующим параметрам:

1. Среднее время работы при максимальном и минимальном разрешении.
2. Качество идентификации объекта:

(Во избежание деления на ноль – количество ложных идентификаций минимально равно 1).

1. Стабильность идентификации объекта при ухудшении разрешения

одного и того же изображения: .

1. Итог:

## **4.1 Описание тестов**

Все изображения, вне зависимости от их ориентации и изначального качества, представлены в двух вариантах: максимальное и минимальное. Максимальное равно изначальному разрешению изображения в пикселях, а минимальное равно 50% от максимального.

## **4.1.1 Неестественный тест**

На данном тесте изображено 5 людей одного возраста и разного пола в прыжке, прямо смотрящих в камеру. У трех ноги в состоянии сгибания, у двух присутствуют головные уборы, у одного сильно открыт рот. Руки людей находятся в поднятом или согнутом состоянии. На заднем фоне каких-либо помех нет, освещение людей равномерное. Максимальное качество изображения 1920 х 1200, минимальное 960 х 600.

## **4.1.2 Тесты с группой людей**

Два теста, схожих по композиции, но разные по структуре. На первом, изображено 7 человек одного возраста. Между двумя людьми слева имеется тактильный контакт, так же, как и между тремя людьми справа. Человек по центру находится в прыжке с вытянутыми вверх руками. Девушка рядом с ним держит руки в карманах. Так же два человека стоят в профиль. Задний фон – белый. Максимальное качество изображения 1920 х 1263, минимальное 960 х 632.

На втором тесте изображено 6 человек разного возраста и национальности. Два человека стоят в обнимку, два стоят под углом к камере, один стоит прямо к камере, прижав руки к телу, один стоит, сильно расставив ноги и сложив руки на груди. Фон – белый. Максимальное качество изображения 1200 х 680, минимальное 600 х 340.

## **4.1.3 Тест с одним человеком**

На данном тесте изображен один человек, стоящий с сильно расставленными ногами, смотрящий прямо в камеру. Максимальное качество изображения 764 х 960, минимальное 382 х 480.

## **4.1.4 Тесты, приближенные к естественным условиям**

Два теста представляют собой кадры, взятые с камер видеонаблюдения. На первом, камера находится на высоте и под углом на большом расстоянии от объектов. На выбранном кадре изображена толпа людей, двигающихся в разных направлениях по тротуару. Из-за имеющихся фонарных столбов – освещенность не равномерная. Часть людей перекрывают друг друга. Максимальное качество 960 х 540, минимальное 480 х 270.

На втором, камера находится на уровне людей на близком к ним расстоянии. Почти все повернуты к камере спиной. Люди идут по тротуару не перекрывая друг друга. Максимальное качество 640 х 480, минимальное 320 х 240.

## **4.2 Таблица проведенных тестов**

Таблица 1. Данные проведенных тестов

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | Признаки Хаара | | | | Алгоритм HOG | | | |
| Время | Кач-во | Стаб. | Итог | Время | Кач-во | Стаб. | Итог |
| Номера тестов | 1 | 1.346 | 1,5 | 0,444 | 1,444 | 3,094 | 0,83 | 1,66 | 0,804 |
| 2 | 1.878 | 6 | 0,416 | 3,416 | 3,76 | 1,2 | 0,833 | 0,54 |
| 3 | 0.713 | 5 | 0,4 | 7,573 | 1,135 | 1,333 | 1,503 | 2,498 |
| 4 | 0.541 | 1 | 1 | 3,696 | 1,035 | 1 | 1 | 1,932 |
| 5 | 0.571 | 0,35 | 0 | 0,612 | 0,569 | 3,106 | 0,631 | 6,567 |
| 6 | 0.405 | 0,5 | 0,4 | 2,222 | 0,38 | 6 | 1 | 18,421 |
| Сред.: | | 0.909 | 2,391 | 0,443 | 3,16 | 1,662 | 2,244 | 1,104 | 5,127 |

## **Анализ проведенных тестов**

## **4.3.1 Анализ работы признаков Хаара**

По данным тестов можно заметить, что признаки Хаара очень быстро обрабатывают изображение, но крайне прихотливы к качеству и изображенным условиям. Стабильность постоянная. Так же для более надежной работы пришлось в программе подключить сразу 7 фото-баз. Каждая из них отвечает за свой признак. Это позволило увеличить шанс идентифицирования объекта или его части (в случаях, когда объект перекрыт).

В итоге, признаки Хаара хорош для работы с высоко качественным изображениями, на которых может быть изображено неограниченное число объектов, с минимальными перекрытиями.

## **4.3.2 Анализ работы алгоритма HOG**

Алгоритм HOG по данным тестов показал себя лучше признаков Хаара. Однако его результат был бы еще лучше, если бы не ложные идентификации. Было замечено, что при слишком большом качестве изображения, алгоритм HOG, помимо идентификации самих объектов, также помечал и ложные: части тел или предметы улицы. Но при уменьшении качества ложных идентификаций становилось в разы меньше, при этом без потери основных объектов. Время работы сильно зависит от качества изображения – оно в разы больше, чем у признаков Хаара при работе с максимальным разрешением и несколько меньше при работе с минимальным разрешением.

В итоге, алгоритм HOG как нельзя лучше подходит для работы в естественных условиях, при наличии помех, перекрытий или плохого качества. Так же в отличие от признаков Хаара, не требуется подключение большого количества фото-баз.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В процессе выполнения курсовой работы были выполнены следующие задачи:

1. Изучены теоретические идеи трех алгоритмов.
2. Разобраны математические модели трех алгоритмов.
3. Совершен подбор требуемых инструментов для реализации трех

алгоритмов.

1. Реализованы три алгоритма.
2. Протестированы два алгоритма.
3. Совершен сбор данных по двум алгоритмам.
4. Проанализированы два алгоритма.
5. Все данные по двум алгоритмам записаны в таблице.
6. Описаны приоритетные области работы каждого из двух

алгоритмов.

Результатом выполнение курсового проекта стал полноценный анализ алгоритмов идентификации объектов на изображении с выделением базовых признаков в задачах компьютерного зрения, который позволяет

1. Узнать теоретическую и математическую модель алгоритмов.
2. Изучить плюсы и минусы алгоритмов.
3. Воспользоваться результатами тестирования для выбора

подходящего алгоритма под поставленную задачу.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Далал Н., Триггс В. Гистограммы ориентированных градиентов для

обнаружения человека, 2005 г. 1–8 с. Издательство: INRIA Rhone-Alps, ˆ 655 avenue de l’Europe, Montbonnot 38334, France.

1. Макконнелл Р.К. Способ и устройство для распознавания образов,

1986 г. Патент США № 4567610.

1. Р. Ронфард, К. Шмид и Б. Триггс. Учимся разбирать фотографи людей.

7-я Европейская конференция по компьютерному видению, Копенгаген, Дания, том IV, 2002 г. 700­–714 с.

1. Маллик С. Распознавание изображений и обнаружение объектов: часть

1, 2016 г.

1. Лукас Б, Д., Канаде Т. Итерационная техника регистрации

изображений с применением стереовидения, 1981г. 121–130 с. Издательство: Computer Science Department Carnegie-Mellon University Pittsburgh, Pennsylvania 15213

1. Джонес М., Виола П. Надежное распознавание лиц в реальном

времени, 2004 г. 137–154 с. Издательство: International Journal of Computer Vision, vol. 57, no. 2.

1. Интернет-ресурс:[https://opencv-python-](https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_objdetect/py_face_detection/py_face_detection.html)

[tutroals.readthedocs.io/en/latest/py\_tutorials/py\_objdetect/py\_face\_detection/py\_face\_detection.html](https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_objdetect/py_face_detection/py_face_detection.html) (Дата посещения 15.08.2018).

1. Р.Гонсалес, Р.Вудс, «Цифровая обработка изображений», 2005 г.

1072 с. Издательство: Техносфера, Москва.

1. Местецкий Л. М., «Математические методы распознавания образов»,

2002–2004 гг. 42 – 44 с. Издательство: МГУ, ВМиК, Москва.

1. Интернет-ресурс: <https://habr.com/post/169055/> (Дата посещения

10.07.2018).

1. Алгоритм Лукаса-Канаде не рассматривается, так как он не способен самостоятельно идентифицировать объект, а только лишь вести отслеживание, за уже помеченным образом. Его разбор был сделан в связи с использованием его идей в последующих алгоритмах. [↑](#footnote-ref-1)