

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
**«БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**
(Н И У « Б е л Г У »)

ИНСТИТУТ ИНЖЕНЕРНЫХ И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ
КАФЕДРА ПРИКЛАДНОЙ ИНФОРМАТИКИ И ИНФОРМАЦИОННЫХ
ТЕХНОЛОГИЙ

**ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ
ОБРАЗОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ**

Выпускная квалификационная работа
обучающегося по направлению подготовки
09.03.03 «Прикладная информатика»
очной формы обучения,
группы 12001504
Астаховой Евгении Сергеевны

Научный руководитель:
старший преподаватель
Болгова Е.В.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Анализ существующих подходов к распознаванию лиц	5
1.1 Методы и алгоритмы выделения лиц	5
1.1.1 Методы, основанные на знаниях (Knowledge-Based).....	7
1.1.2 Методы характерных инвариантных признаков (Feature-Based).....	9
1.1.3 Методы сопоставления шаблонов (Template Matching).....	10
1.1.4 Методы, основанные на внешних признаках (Appearance-Based)...	12
1.2 Методы и алгоритмы распознавания лиц	18
1.2.1 Целостные методы сопоставления	19
1.2.2 Функциональные (структурные) методы.....	22
1.2.3 Гибридные методы	23
1.3 Выводы по разделу	25
2 Разработка алгоритма распознавания образов на изображении	26
2.1 Анализ алгоритмов выделения лиц	27
2.1.1 Алгоритм Дж. Янга и Т.С. Хуанга.....	28
2.1.2 Алгоритм обнаружения лиц в сложных сценах	29
2.1.3 Алгоритм сопоставления шаблонов	31
2.1.4 Алгоритм Виолы-Джонса	34
2.2 Разработка алгоритма распознавания лица на изображении	35
2.2.1 Предварительная обработка изображения.....	35
2.2.2 Алгоритм распознавания лица на изображении	43
2.3 Выводы по разделу	47
3 Тестирование алгоритма распознавания лиц на изображении.....	48
3.1 Алгоритм выделения лиц.....	48
3.2 Алгоритм распознавания лиц	52
3.3 Выводы по разделу	55
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	56
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	57
ПРИЛОЖЕНИЕ А	Ошибка! Закладка не определена.
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	Ошибка! Закладка не определена.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в связи с быстрым развитием вычислительных систем и информационных технологий растет популярность автоматизации и роботизации как в промышленности, науке, так и в повседневной жизни. Объемы получаемой информации достаточно велики, поэтому возникает необходимость осуществить выполнение многих технологических процессов без участия пользователя, в основном – процессов, связанных с однообразной работой, либо тех задач, которые человек не сможет решить с той скоростью, с которой аналогичные задачи решит машина. В связи с этим ведется множество исследований по поиску эффективных алгоритмов обработки информации, которые приведут к значительному повышению производительности, а также расширят круг применения данных систем.

Технологии распознавания находят свое применение в различных областях: в системах технического зрения, системах слежения за железнодорожными вагонами, системах распознавания текстов, охранных системах, основанных на распознавании и обработке объектов на изображении и т.д. Например, Сбербанк в настоящее время проводит сбор биометрических данных – шаблонов человеческих лиц и голоса – что, по заявлению зампреда Сбербанка Станислава Кузнецова на Международном конгрессе по кибербезопасности, решит не менее 90% проблем с киберпреступностью. Также в рамках программы «Цифровая экономика» эксперты предложили внедрить технологию распознавания лиц. Видеокамеры метрополитенов, вокзалов и аэропортов Москвы и Санкт-Петербурга должны быть подключены к системе интеллектуальной видеоаналитики с функцией распознавания лиц.

Задача распознавания образов на изображении на сегодняшний день является одним из наиболее важных и приоритетных направлений развития алгоритмов и методов машинного обучения и компьютерного зрения. Этим и

определяется необходимость поиска простых, не требующих большого количества ресурсов алгоритмов решения данной задачи. Поэтому выбранная тема выпускной квалификационной работы является актуальной.

Объектом исследования являются алгоритмы распознавания образов на изображении, предметом – алгоритм распознавания человеческих лиц.

Целью выпускной квалификационной работы является совершенствование процесса распознавания объектов на изображении.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- обзор и анализ существующих методов распознавания образов;
- разработка алгоритма распознавания человеческих лиц на изображении;
- разработка программной реализации и проверка работоспособности алгоритма;
- оценка эффективности разработанного алгоритма.

В первом разделе проведен обзор и анализ известных подходов в направлении распознавания изображений: рассмотрены существующие современные методы и алгоритмы распознавания образов на изображении, широко освещенные в литературе и других различных открытых информационных источниках, описаны принципы их работы и приведены блок-схемы.

Во втором разделе описана разработка алгоритма распознавания человеческих лиц на изображении, построена блок-схема.

В третьем разделе проведено тестирование разработанного алгоритма, доказана его работоспособность и проведена оценка эффективности.

Выпускная квалификационная работа выполнена на 60 листах, содержит 37 рисунков, 2 таблицы и 2 приложения.

1 Анализ существующих подходов к распознаванию лиц

В последние несколько лет распознавание лиц получило значительное внимание и было оценено как одно из самых наиболее перспективных направлений в области анализа изображений [3]. Актуальным направлением в настоящее время является разработка алгоритмов, лишенных следующих недостатков, которые присущи большинству современных систем распознавания:

- наличие сложного фона;
- присутствующие шумы на изображении, возникновение которых возможно из-за неблагоприятных условий среды (например, дождь, туман, электромагнитные помехи или ночная съемка);
- низкое разрешение изображения, которое усложняет задачу распознавания.

Данная выпускная квалификационная работа посвящена разработке такого алгоритма распознавания человеческого лица на изображении, который устойчив к низкому разрешению изображения и наличию шумового или сложного фона на изображении. Далее будут рассмотрены наиболее известные алгоритмы, предназначенные для выделения области лица на изображении – первого этапа распознавания.

1.1 Методы и алгоритмы выделения лиц

Алгоритмы распознавания человеческих лиц на изображении основаны на сосредоточении всех вычислительных ресурсов на участке изображения, который содержит лицо. Алгоритмы выделения или обнаружения лиц сложны из-за изменчивости, присутствующей на человеческих лицах

(например, поза, выражение, положение и ориентация лица, цвет кожи, наличие очков или волос на лице, особенности камеры, условия освещения и разрешение изображения).

Технологии обнаружения и выделения образов – это такие компьютерные технологии, которые связаны с обработкой изображений и компьютерным зрением, и работают с обнаружением экземпляров объектов, таких как человеческие лица, здания, деревья, автомобили и т.д. Основная цель алгоритмов обнаружения – определить, присутствует на изображении лицо или нет.

Задача обнаружения и выделения человеческого лица на изображении является первым и важнейшим шагом решения проблемы распознавания лица. Кроме того, информация о наличии и/или количестве лиц на изображении может быть полезна в системах автоматической регистрации числа посетителей; системах контроля доступа в учреждениях, аэропортах и метро; автоматических системах предупреждения аварий; интеллектуальных человеко-компьютерных интерфейсах; в фотооборудовании для автоматической фокусировки на лице человека, а также для стабилизации изображения лица с целью облегчения распознавания эмоций; для расширения области стереовидения при создании систем 3D-отображения [8].

Дж. Янг, П. Кригман и Р. Ахуджа представили классификацию методов обнаружения лиц [5], в которой все методы разделены на четыре категории, в то время как каждый из алгоритмов может принадлежать к двум или более группам. Данная классификация представлена на рисунке 1.1.

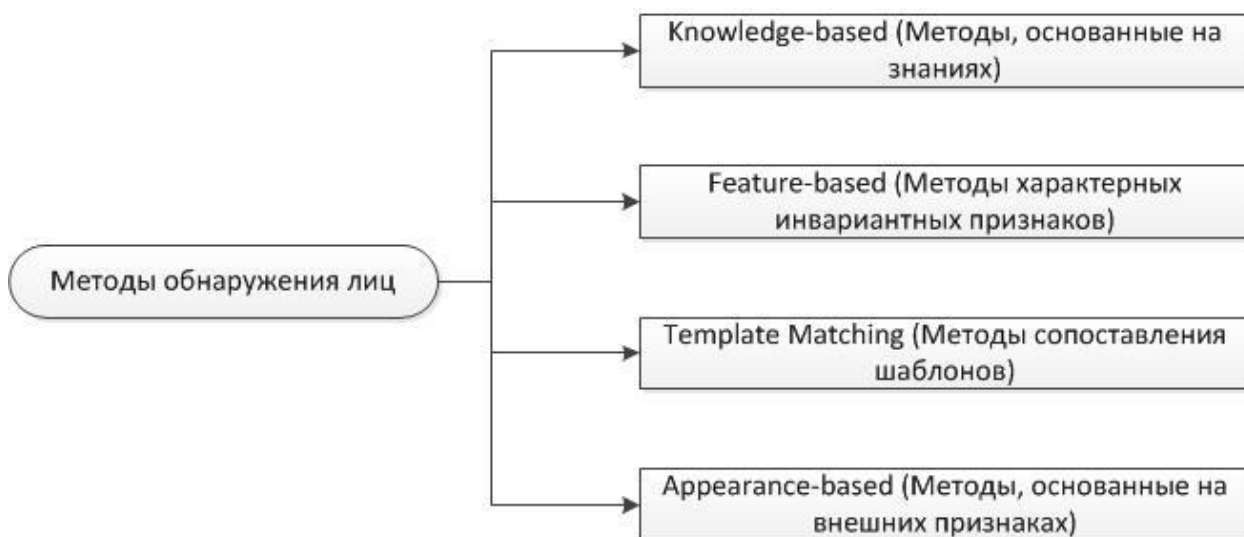


Рисунок 1.1 – Методы обнаружения лиц

Далее каждая категория рассмотрена более подробно.

1.1.1 Методы, основанные на знаниях (Knowledge-Based)

Методы, основанные на знаниях, работают с некоторым набором правил, полученных из результатов исследований, а также знаний о человеческом лице. Примером такого правила может являться то, что лицо должно иметь симметрично расположенные глаза, нос и рот; центральная часть лица имеет однородную яркость, а верхняя часть значительно отличается. Алгоритм, основываясь на заданных ему правилах, сначала находит черты лица на изображении, а затем проверяет выполнение правил.

Ученые Дж. Янг и Т.С. Хуанг разработали метод сильного уменьшения изображения [7], основанный на трех правилах: изначально выявляется зона, на которой равномернее всего распределена яркость (предполагаемая область лица), а затем проверяется наличие резко отличающихся областей яркости внутри этой зоны – данные области можно с разной долей вероятности отнести к «лицу», воспользовавшись третьим правилом, отвечающим за особенности лица – глаза, нос и рот. На рисунке 1.2 наглядно

продемонстрирован данный метод: исходное изображение, изображение с пониженным разрешением, уменьшение предыдущего изображения и предполагаемый результат [26].



Рисунок 1.2 – Метод Дж. Янга и Т.С. Хуанга

Ученые С. Котрополос и И. Питас разработали еще один метод, основанный на знаниях, – метод построения гистограмм [32]. На основе этого метода для определения областей изображения, на которых присутствует человеческое лицо, строятся вертикальная и горизонтальная гистограмма, которые вычисляются на основании (1.1) и (1.2).

$$HI(x, y) = \sum_{y=1}^n I(x, y), \quad (1.1)$$

$$VI(x, y) = \sum_{x=1}^n I(x, y), \quad (1.2)$$

где $I(x, y)$ – интенсивность изображения в точке (x, y) .

Пример использования метода построения гистограмм представлен на рисунке 1.3.

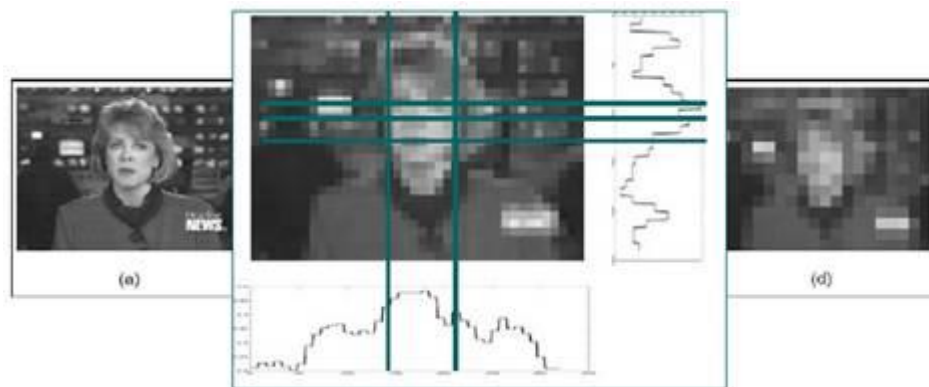


Рисунок 1.3 – Метод С. Котрополоса и И. Питаса

Большая проблема с методами данной категории заключается в сложности построения соответствующего набора правил. Если правила слишком общие или же наоборот слишком подробные, могут быть получены ложные результаты. Использование только одного этого подхода недостаточно, так как с высокой вероятностью невозможно найти множество лиц на изображении, так как трудно обнаружить лица в различных позициях, метод очень чувствителен к наклону или повороту головы. Эти методы считаются подходящими лишь для обнаружения фронтальных лиц на не слишком зашумленном и сложном фоне.

1.1.2 Методы характерных инвариантных признаков (Feature-Based)

Методы характерных инвариантных признаков находят лицо путем выделения его структурных особенностей. Сначала методы обучаются, а затем используются для различия лицевых и не лицевых областей. Основной принцип состоит в том, чтобы преодолеть пределы нашего инстинктивного знания лиц: при распознавании используется априорная информация или локальные особенности лиц (контуры глаз, носа, рта, подбородка и головы) для выявления определенного ряда функций, используемых для идентификации исключительно людей.

Метод обнаружения лиц в сложных сценах предполагает поиск правильного геометрического расположения черт лица. Для этой цели используется фильтр гауссовой производной в различных масштабах и ориентациях. Затем осуществляется поиск соответствия выявленных признаков и их взаимное расположение путем случайного поиска [31]. На рисунке 1.4 представлен данный метод – мультимасштабная

разноориентированная фильтрация, верные и случайные срабатывания метода [11-12].

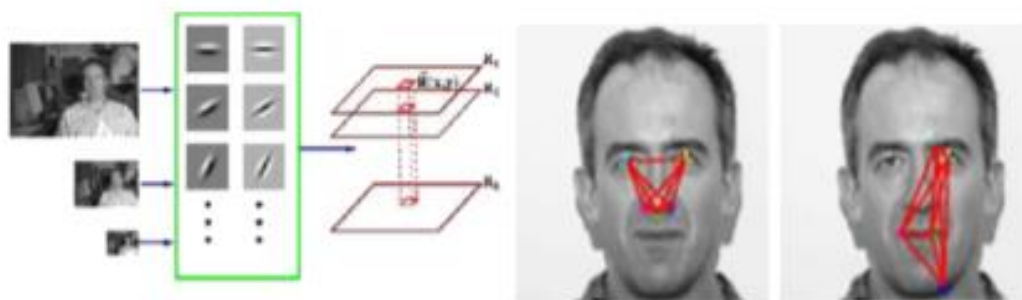


Рисунок 1.4 – Метод обнаружения лиц в сложных сценах

Этот метод с вероятностью 94% распознает множество лиц, так как в нём реализована возможность распознавать лицо в различных положениях. Но если же часть лица чем-либо закрыта, на изображении присутствуют шумы или сложный фон, процент успешного обнаружения значительно уменьшается.

1.1.3 Методы сопоставления шаблонов (Template Matching)

В методах сопоставления шаблонов используются predetermined или параметризованные шаблоны контуров для поиска или обнаружения контуров лица по корреляции между шаблонами и входными изображениями. Шаблоны (рисунок 1.5) определяют некоторое стандартное изображение лица путем описания свойств его отдельных областей и их возможного взаимного расположения [6]. Шаблоном является изображение, в котором человеческое лицо (глаза, нос и рот) расположено в центре, а фон соответствует фону исходного изображения.

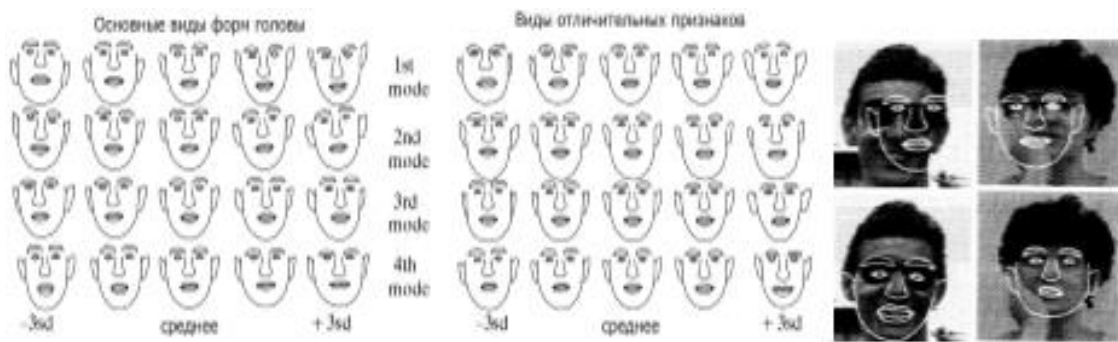


Рисунок 1.5 – Примеры шаблонов

Можно выделить следующие особенности данного подхода:

- используется два вида шаблонов: деформируемые (шаблоны, которые могут изменить свою форму, подстраиваясь под входные данные) и недеформируемые (шаблоны, подвергаемые масштабированию или сдвигу);
- шаблоны не подвергаются обучению, они заранее запрограммированы;
- для обнаружения лица на изображении используется корреляция между образом и шаблоном.

Вариации освещения, выражения лица и его ориентации значительно увеличивают частоту появления ошибок при распознавании. В попытке решить эти проблемы, исследования начали фокусироваться на использовании трехмерных моделей лица, мотивируясь тремя основными факторами:

- во-первых, опираясь на геометрическую форму, а не на цвет и текстуру информации, системы становятся инвариантными к условиям освещения;
- во-вторых, способность вращать лицевую структуру в трехмерном пространстве позволяет компенсировать изменения в позе и помогает тем методам, которые требуют выравнивания лица до распознавания;
- в-третьих, дополнительная информация о глубине в структуре поверхности лица, недоступная из размеров изображений, обеспечивает дополнительные сигналы для распознавания.

Метод обнаружения лица с использованием трехмерных форм (рисунок 1.6) предполагает для определения месторасположения лица сравнивать каждую часть входного изображения с заданным шаблоном, при этом масштабируя изображение [19-20]. Шаблон в данном случае используется в виде пар отношений яркостей в двух областях.

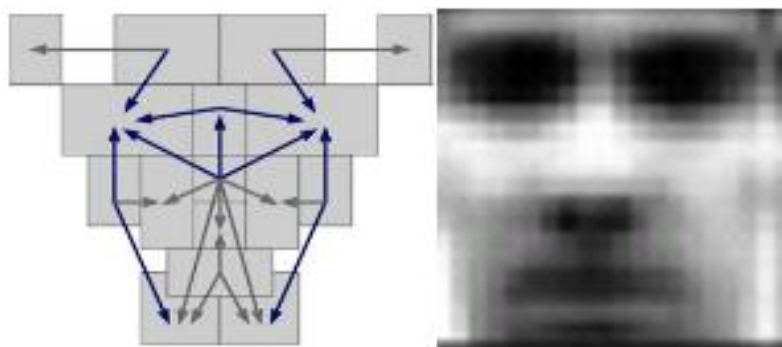


Рисунок 1.6 – Метод с использованием трехмерных форм

Несмотря на то, что данный подход прост в реализации и вероятность верного определения лица является высокой для изображений с несложным фоном, он недостаточен для полного обнаружения лица, так как шаблон необходимо калибровать вблизи изображения лица, чем обуславливается высокая трудоемкость этих методов.

1.1.4 Методы, основанные на внешних признаках (Appearance-Based)

Методы, основанные на внешних признаках, получили значительное внимание в широком круге областей исследований, таких как биометрия, распознавание образов, компьютерное зрение и машиностроение. В соответствии с данным подходом поиск лиц осуществляется полным перебором всех прямоугольных фрагментов изображения разнообразного размера, а затем производится их проверка на «наличие лица». Для обучения

алгоритмов требуется библиотека вручную подготовленных изображений лиц и «не лиц» – любых других изображений [16].

Метод Виолы-Джонса – самый известный и наиболее эффективный из методов, основанных на внешних признаках. Он характеризуется высокой скоростью и низкой вероятностью ложного обнаружения, алгоритм может распознавать лицо, даже если оно повернуто под углом 30 градусов. Если угол больше, то вероятность успешного обнаружения значительно падает, что усложняет использование алгоритма в современных системах [14]. Метод является основой большинства существующих алгоритмов распознавания и идентификации, а также применяется в большинстве современных фотоаппаратов и камерах мобильных телефонов.

Метод Виолы-Джонса основан на следующих принципах:

- изображения представляются в интегральной форме, что позволяет быстро вычислить необходимые характеристики;
- для поиска лица на изображении используются признаки Хаара [15];
- для выбора характеристик лица используется специальный метод обучения – бустинг [18];
- все характеристики поступают на вход классификатора, который дает результат «верно» или «ложь»;
- используются каскады признаков для быстрого отбрасывания окон с ложным результатом.

Все человеческие лица обладают схожими свойствами. Эти закономерности могут быть сопоставлены с использованием признаков Хаара. Перечислим некоторые свойства, которые являются общими для всех человеческих лиц, составляющих признаки Хаара:

- область глаз темнее, чем верхняя часть щек;
- область переносицы ярче, чем глаза.

Состав свойств, формирующих соответствующие черты лица:

- расположение и размер: глаз, рта, переносицы;
- значение: ориентированные градиенты интенсивности пикселей.

Выделяют четыре признака, соответствующие этому алгоритму, которые проверяются на изображении предполагаемого лица (рисунок 1.7) [22].

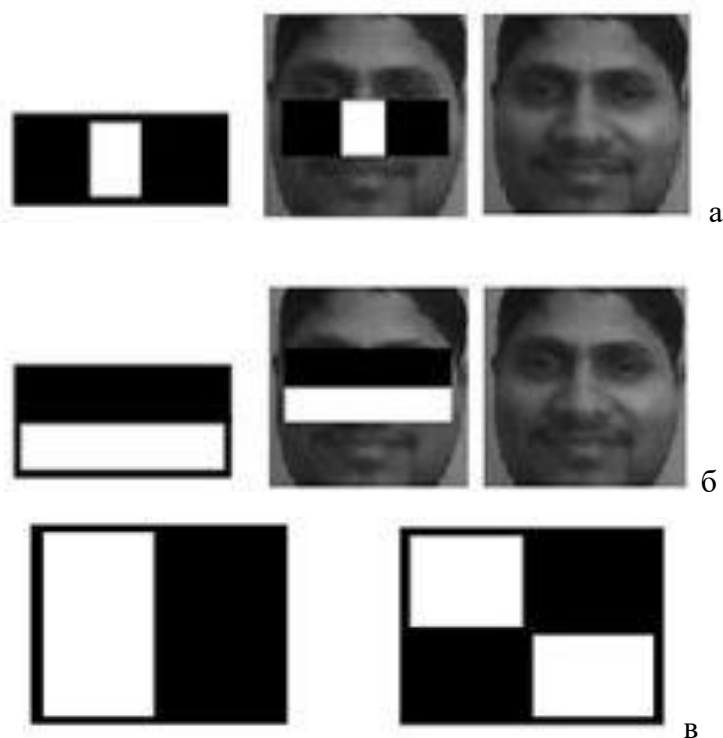


Рисунок 1.7 – Признаки Хаара: а) Первый признак Хаара; б) Второй признак Хаара; в) Третий и четвертый признак Хаара

Эти признаки-прямоугольники накладываются на изображение и подсчитывают яркость всех пикселей, попадающих в светлые и темные зоны. Затем рассчитывается разница между суммами на основании (1.3):

$$f = \sum IS_1 - \sum IS_2, \quad (1.3)$$

где I – интенсивность пикселей, S_1 – все пиксели в области белого прямоугольника, S_2 – все пиксели в области черного прямоугольника.

Рассчитанная разница f (значение определенной характеристики) далее сравнивается с порогом, определенным в процессе обучения. Если f больше порога, значит признак обнаружил объект, в противном случае – нет. Признаки вычисляются в окне сканирования, которое перемещается по всему изображению. Принцип работы сканирующего окна представлен на

рисунке 1.8. Этот процесс повторяется несколько раз для различных размеров окна сканирования, то есть применяется масштабирование окна и объектов.

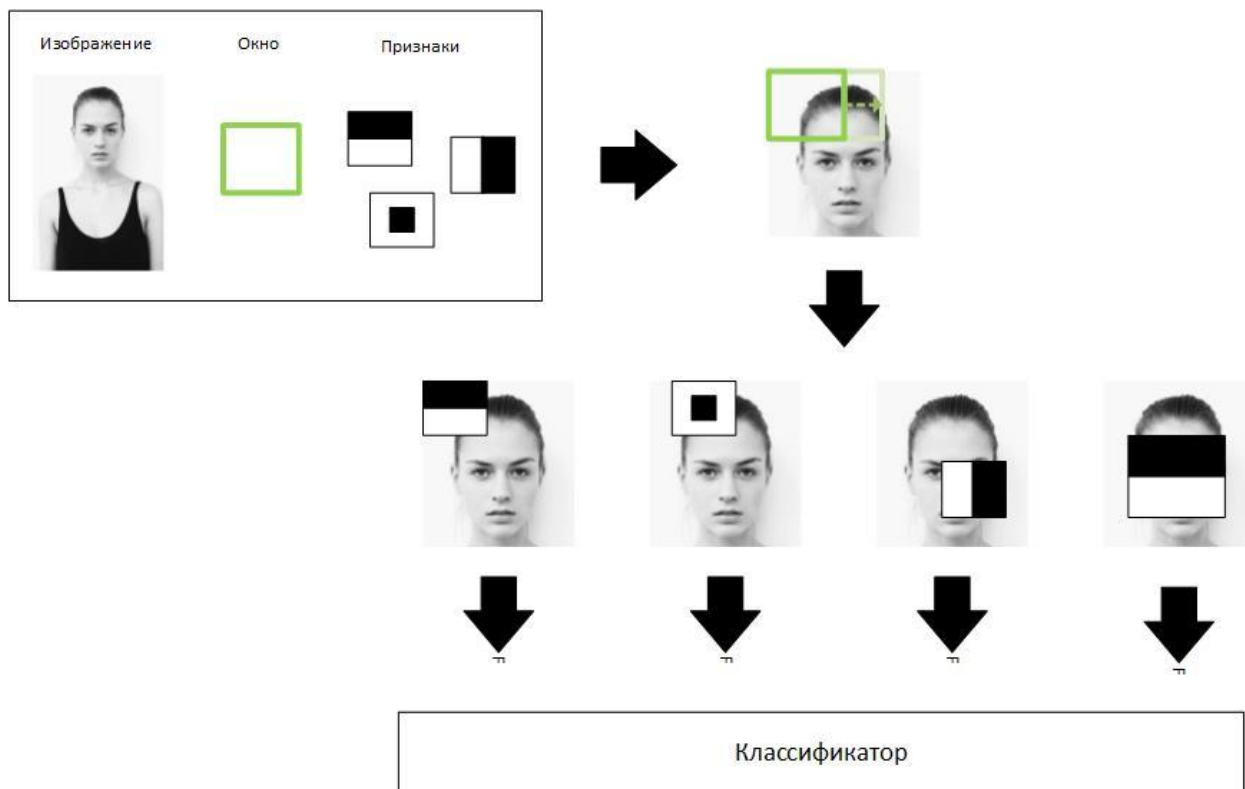


Рисунок 1.8 – Принцип работы сканирующего окна

Вычислить все признаки невозможно, поэтому необходимо выбрать некоторое подмножество признаков, которое позволит эффективно разделить обучающую выборку на лица и не-лица. Для этого используется метод бустинга. Бустинг – это современный метод классификации и распознавания образов, представляющий собой процедуру последовательного построения композиции алгоритмов обучения, когда каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки предыдущего [23-25]. Бустинг использует понятия слабых и сильных классификаторов. Сильным классификатором называется классификатор, который допускает мало ошибок, слабым – который классифицирует с достоверностью 51%.

В методе Виолы-Джонса используется совершенный алгоритм бустинга AdaBoost, комбинация классификаторов которого является сильным классификатором. Структура каскада признаков с использованием алгоритма AdaBoost представлена на рисунке 1.9.

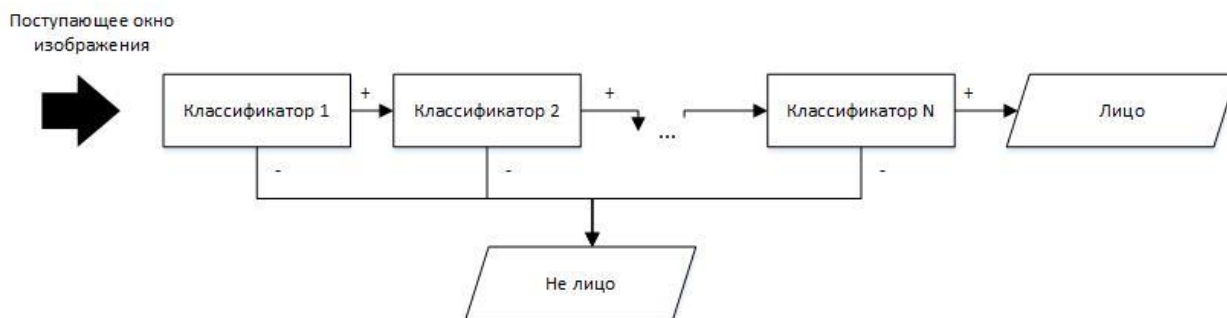


Рисунок 1.9 – Каскад классификаторов

Блок-схема работы алгоритма Виолы-Джонса представлена на рисунке 1.10.

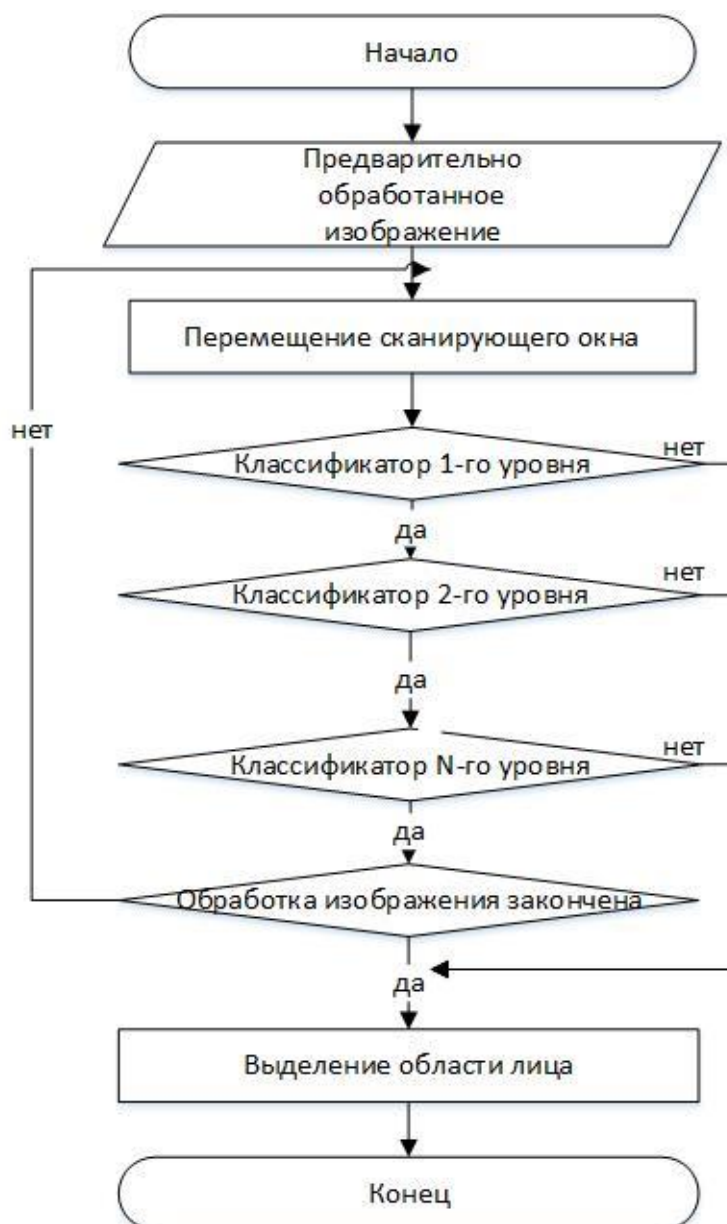


Рисунок 1.10 – Блок-схема работы алгоритма Виолы-Джонса

Этот тип каскадной модели подходит для обработки изображений, где общее количество обнаруженных образов невелико. В этом случае возможно получить быстрое решение о том, что окно не содержит образ, отбросить его и перейти к следующему окну.

Применение данного метода позволяет определять лицо, которое повернуто на небольшой угол на зашумленном изображении со сложным фоном. На сегодняшний день метод Виолы-Джонса является самым популярным благодаря его высокой скорости и точности работы.

1.2 Методы и алгоритмы распознавания лиц

Последние достижения в области автоматизированного анализа лиц, распознавания образов и машинного обучения позволили разработать системы автоматического распознавания лиц для решения этих задач. С одной стороны, распознавание лиц – естественный процесс, потому что люди обычно делают это без особых усилий и без специальных знаний. С другой стороны, применение этого процесса в области компьютерного зрения остается сложной проблемой. Анализ методов распознавания лиц с использованием эффективных статистических алгоритмов обучения представляется чрезвычайно важным для получения практических и надежных решений. На рисунке 1.11 представлены основные этапы типичной процедуры распознавания лиц.



Рисунок 1.11 – Основные этапы процедуры распознавания

Методы распознавания лиц можно разделить на три категории:

- 1) целостные методы сопоставления;
- 2) функциональные (структурные) методы;
- 3) гибридные методы.

Рассмотрим данные подходы к распознаванию лиц с позиции их производительности и точности.

1.2.1 Целостные методы сопоставления

Первая успешная демонстрация машинного распознавания лиц была сделана Мэтью Турком и Алексом Пентландом в 1991 году с использованием алгоритма собственных лиц (Eigenfaces) [42]. Блок-схема на рисунке 1.12 иллюстрирует этапы распознавания лица на основе данного алгоритма.

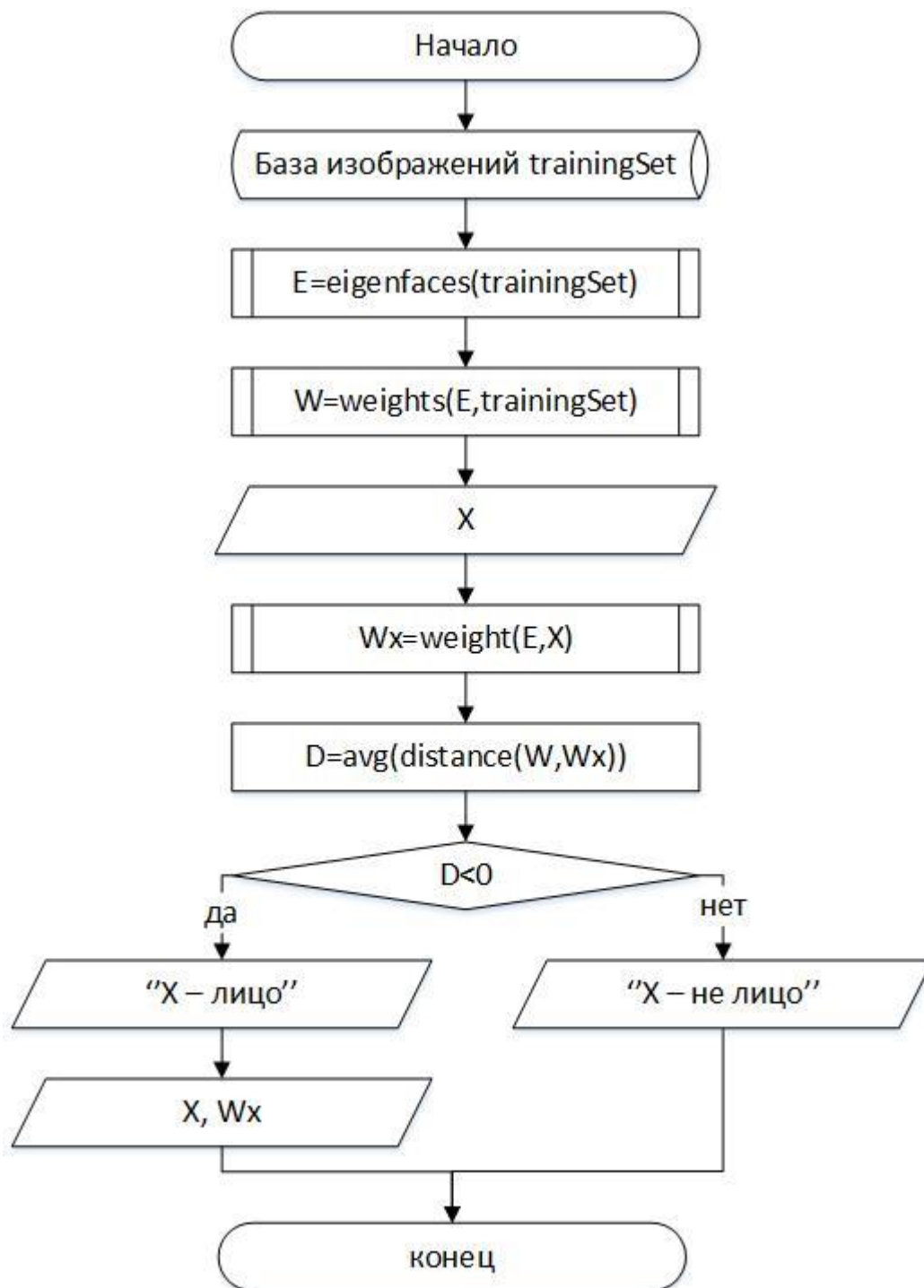


Рисунок 1.12 – Блок-схема алгоритма Eigenfaces

Первый этап – загрузка в базу данных набора изображений, которые являются обучающей выборкой. Эти изображения будут использоваться при сравнении изображений и при создании собственных лиц (рисунок 1.13) [40]. Каждое изображение лица представляется в виде линейной комбинации собственных лиц.



Рисунок 1.13 – Собственные лица (Eigenfaces)

Второй этап – соответственно создание собственных лиц:

$$E = \text{eigenfaces}(\text{trainingSet}).$$

Собственные лица создаются путем извлечения характерных признаков лица. Входные изображения нормализуются для того, чтобы выровнять линии глаз и рта. Затем они изменяются таким образом, чтобы иметь одинаковый размер. Собственные лица теперь можно извлечь из данного набора изображений при помощи математического инструмента, называемого анализ главных компонент (PCA – Principal Component Analysis) [41]. При создании собственных лиц каждое изображение представляется в виде вектора весов:

$$W = \text{weights}(E, \text{trainingSet}).$$

Далее происходит поиск веса входящего неизвестного изображения, и затем его сравнение с весами тех изображений, которые уже находятся в системе:

$$W_x = \text{weight}(E, X).$$

Если вес входного изображения превышает заданный порог, он считается неопознанным. Идентификация входного изображения

осуществляется путем поиска в базе данных изображения, веса которого наиболее близки к весам входного изображения. Изображение с ближайшим весом из базы данных будет возвращено пользователю системы как результат.

1.2.2 Функциональные (структурные) методы

Функциональные методы предполагают в первую очередь извлечение локальных особенностей, таких как глаза, нос и рот, а данные об их местоположении отправляются в структурный классификатор. Большой проблемой для этих методов является функция «восстановление»: когда система пытается получить признаки, которые невидимы из-за больших вариаций, например, положение головы, когда мы сопоставляем фронтальное изображение с изображением профиля. Различают три категории функциональных методов:

- 1) общие методы, основанные на ребрах, линиях и кривых;
- 2) функциональные методы на основе шаблонов;
- 3) методы структурного сопоставления, учитывающие геометрические ограничения на признаки.

Чтобы справиться с изображениями людей в фронтальной, правой и левой поворотной позе, система распознавания строит различные галереи, каждая из которых содержит по одному изображению на человека. Распознавание является более надежным, когда угловое несоответствие между изображениями галереи и тестовыми составляет не более 15 градусов.

Первый шаг распознавания состоит в том, чтобы обнаружить лицо на изображении и локализовать соответствующие черты лица (глаза, нос, рот и подбородок). Сначала извлекается область кожи, затем, ограничивая поиск найденной областью кожи, глаза ищутся при помощи методики, основанной

на нейросетевом классификаторе, рот локализуется с учетом его специфического цвета и формы, а нос, брови и подбородок обнаруживаются на основе положений глаз и рта (рисунок 1.14) [21].



Рисунок 1.14 – Локализация признаков лица

Данный метод сообщает правильную локализацию всех признаков в 95% случаев. Также он показывает устойчивость к повороту головы, в то время как довольно чувствителен к выражению лица, мимике, которая значительно изменяет внешний вид человека.

1.2.3 Гибридные методы

Гибридные системы распознавания лиц используют сочетание как целостных методов, так и методов извлечения функций. Как правило, в гибридных методах используются 3D-изображения лиц, что позволяет системе отмечать кривые глазниц, например, или формы подбородка и лба. Гибридная система использует глубину и оси измерений, что дает ей достаточно информации для того, чтобы построить полное лицо, поэтому при помощи данных методов возможно распознать не только лица в анфас, но и в профиль. 3D-система распознавания обычно включает следующие этапы:

1) обнаружение – захват лица, сканирование фотографии или фотографирование лица человека в режиме реального времени;

2) расположение – определение местоположения, размера лица и угла наклона головы;

3) измерение – назначение измерений каждой кривой лица, чтобы сделать шаблон с фокусировкой на внешней стороне глаза, внутри глаза и угол носа.

4) представление – преобразование шаблона в код – числовое представление лица;

5) сопоставление – сравнение полученных данных с изображениями лиц в существующей базе данных.

На рисунке 1.15 представлены результаты экспериментов ORL (Olivetti Research Laboratory) [17]. База данных состоит из 400 изображений, полученных от 40 человек с изменениями выражения лица (например, открытые/закрытые глаза, улыбка/отсутствие улыбки) и различными деталями (например, очки/отсутствие очков). Все фотографии были сделаны на темном фоне, поворот головы допускался не более, чем на 20 градусов. Изображения черно-белые с разрешением 92*112 пикселей.



Рисунок 1.15 – Результаты экспериментов

Исходя из результатов экспериментов можно сделать вывод, что производительность гибридных методов достаточно высока, они распознают лица в 94% случаев, в связи с чем данный подход является одним из наиболее распространенных.

1.3 Выводы по разделу

В данном разделе была обоснована задача разработки такого алгоритма, который справляется с низким разрешением изображения, сложным фоном и присутствующим шумом. Для этого были рассмотрены алгоритмы обнаружения и выделения лиц на изображении с использованием различных подходов, таких как методы, основанные на знаниях, методы характерных инвариантных признаков, методы сопоставления шаблонов и методы, основанные на внешних признаках. Рассмотрены были также существующие подходы к распознаванию лиц. Для разработки алгоритма распознавания лиц на изображении необходимо провести сравнительный анализ всех рассмотренных методов и алгоритмов обнаружения и распознавания на основе сформированной выборки изображений.

2 Разработка алгоритма распознавания образов на изображении

Первым этапом разработки алгоритма распознавания лиц является выбор используемых методов, описание которых приведено в первом разделе. Для обоснования выбора необходимо провести сравнительный анализ рассмотренных ранее методов.

Для проведения анализа методов выделения лица на изображении в качестве исходных данных выступает выборка фотографий с изображением лиц. Примеры фотографий из тестовой выборки представлены на рисунке 2.1.

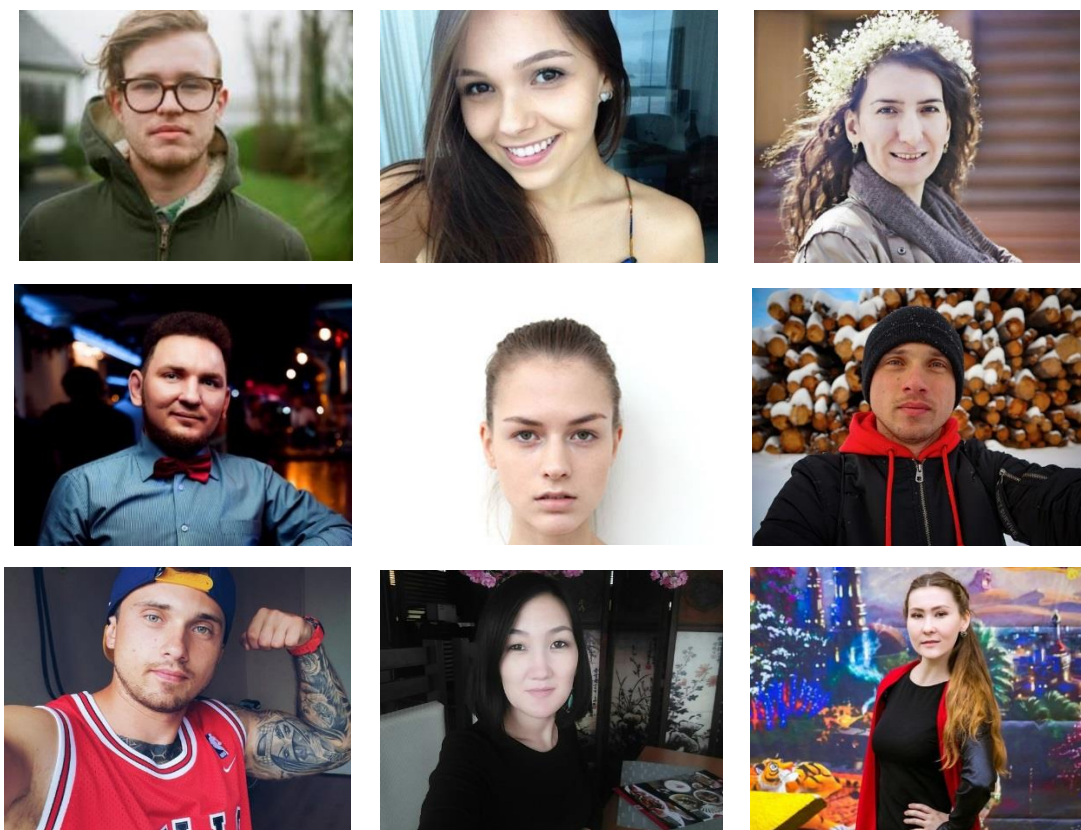


Рисунок 2.1 – Фотографии из тестовой выборки

Для проведения качественного анализа используются фотографии с различным фоном и качеством изображения. Для реализации алгоритма распознавания лиц используется среда Matlab, в которой имеются

встроенные библиотеки, необходимые для работы. Для оценки эффективности алгоритмов выделения применяются такие критерии качества, как ошибки первого рода (False Negatives (FN)) [28] и ошибки второго рода (False Positives (FP)) [29].

Вероятность ошибки первого рода α определяется на основании (2.1) как уровень значимости.

$$\alpha = P\left(\frac{H_1}{H_0}\right) = P(K \in \frac{V_{кр}}{H_0}) \quad (2.1)$$

Формула (2.1) для вычисления ошибки первого рода означает, что гипотеза H_0 отклоняется с вероятностью α , хотя эта гипотеза верна. Уровень значимости – это вероятность того, что существуют различия (H_1), однако они на самом деле являются случайными (верна гипотеза H_0).

Вероятность ошибки второго рода β вычисляется на основании (2.2).

$$\beta = P\left(\frac{H_0}{H_1}\right) = P(K \in V_{доп})/H_0 \quad (2.2)$$

Соотношение (2.2) для вычисления ошибки второго рода означает, что гипотеза H_0 принимается с вероятностью β , хотя верной является гипотеза H_1 .

Таким образом, чем меньше уровень значимости, тем меньше вероятность «забраковать» верную гипотезу, т.е. совершить ошибку первого рода, но при этом увеличивается вероятность принятия неверной гипотезы, т.е. совершения ошибки второго рода [1].

2.1 Анализ алгоритмов выделения лиц

Задача выделения лица на изображении делится на три этапа:

- 1) обнаружить лицо;
- 2) определить черты лица для обнаружения;
- 3) обозначить границы лица.

Далее рассмотрим работу алгоритмов выделения лиц на основе методов, приведенных в первом разделе.

2.1.1 Алгоритм Дж. Янга и Т.С. Хуанга

Алгоритм Дж. Янга и Т.С. Хуанга основан на прямоугольниках, текстурах и цветовых характеристиках пиксельного рисунка (PPVTF) [13]. Использование цветовых характеристик является действенным способом обнаружения человеческого лица. Процедура обнаружения представляет собой алгоритм низкой вычислительной стоимости, который разделен на две части. На основе параметров геометрии лица определяется область, которая, возможно, представляет расположение глаз, бровей, носа и рта, а также дополнительная информация о текстуре лица.

На рисунке 2.2 представлены результаты работы алгоритма Дж. Янга и Т.С. Хуанга с фронтальными и повернутыми на некоторый угол лицами, с присутствующей мимикой или очками.

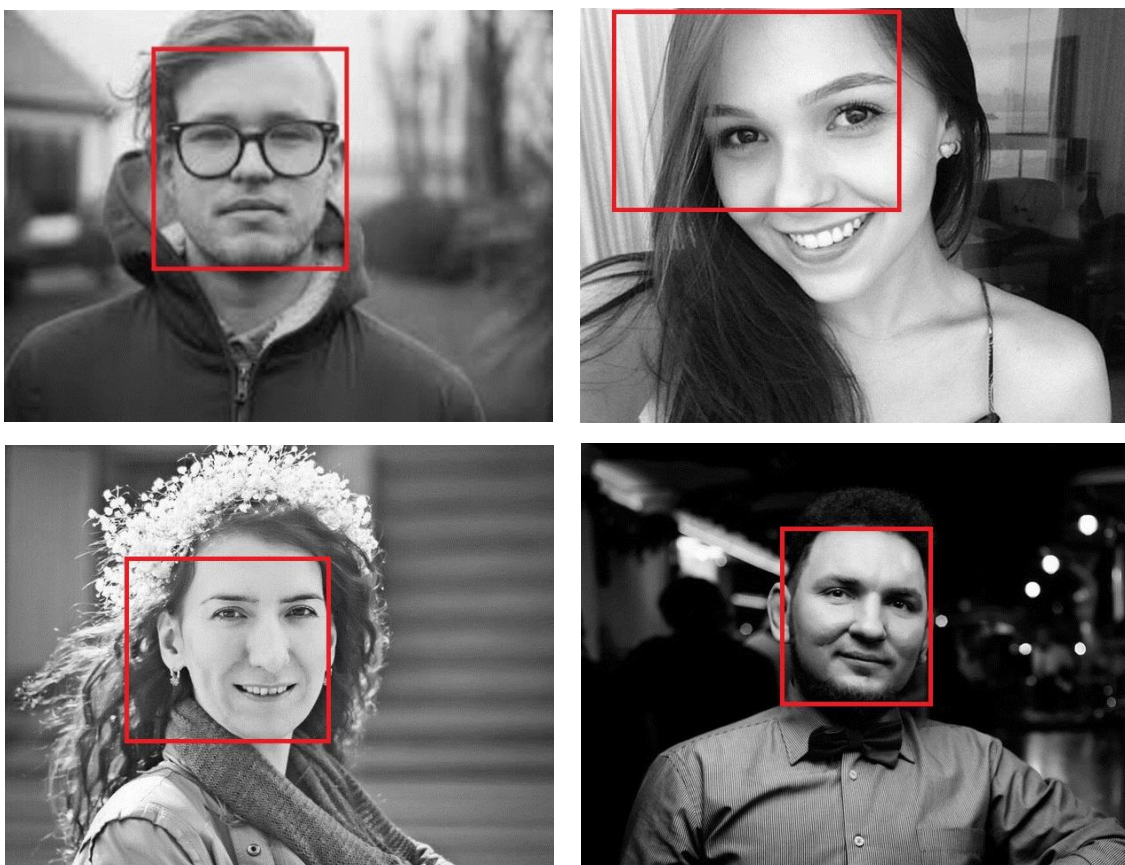


Рисунок 2.2 – Результат работы

Данный алгоритм дает ошибку первого рода $FN=2,37\%$ и ошибку второго рода $FP=71,2\%$. Алгоритм является наиболее подходящим лишь для обнаружения фронтальных лиц на не слишком зашумленном и сложном фоне. Лица в различных позициях, а также с присутствующей мимикой обнаружить с помощью него сложно, так как алгоритм довольно чувствителен к наклону или повороту головы.

2.1.2 Алгоритм обнаружения лиц в сложных сценах

Алгоритм обнаружения лиц в сложных сценах основан на декомпозиции собственных векторов характерных признаков лица и использовании нейронных сетей для определения наилучших совпадений (местоположения и масштаба) характерных признаков лица на изображении.

Алгоритм успешно выделяет лицо на изображениях с однотонным фоном или с фоном, на котором присутствует немного объектов, а также с ровным положением головы (рисунок 2.3).



Рисунок 2.3 – Результат работы

Если изображение содержит сложный фон или не фронтальное положение головы, возникает вероятность ложного определения (рисунок 2.4).



Рисунок 2.4 – Результат работы

Алгоритмы данного типа являются вычислительно-дорогостоящими и чувствительными к изменениям условий освещения или положения головы и ориентации лица. Ошибка первого рода для алгоритма обнаружения лица в сложных сценах составила $FN=1,71\%$, ошибка второго рода $FP=73,3\%$.

2.1.3 Алгоритм сопоставления шаблонов

Алгоритм сопоставления шаблонов основан на сравнении двух изображений при помощи коэффициента корреляции. Количественная мера степени ассоциативности двух различных переменных часто вводится как коэффициент корреляции, который обычно колеблется между -1 и 1 и вычисляется на основании (2.3).

$$\rho_{X,Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X\sigma_Y} \quad (2.3)$$

Для поиска коэффициента корреляции используется команда *corr2* Matlab. Исходное изображение помещается поверх изображения шаблона, далее происходит вычисления коэффициента корреляции для каждого пикселя на изображении, на основе которых строится корреляционная карта. После вычисления всех пикселей на изображении, находится максимальный коэффициент на корреляционной карте. Положение пикселя с максимальным значением является начальной точкой исходного изображения. Пример нахождения максимального коэффициента корреляции на корреляционной карте представлен на рисунке 2.5.

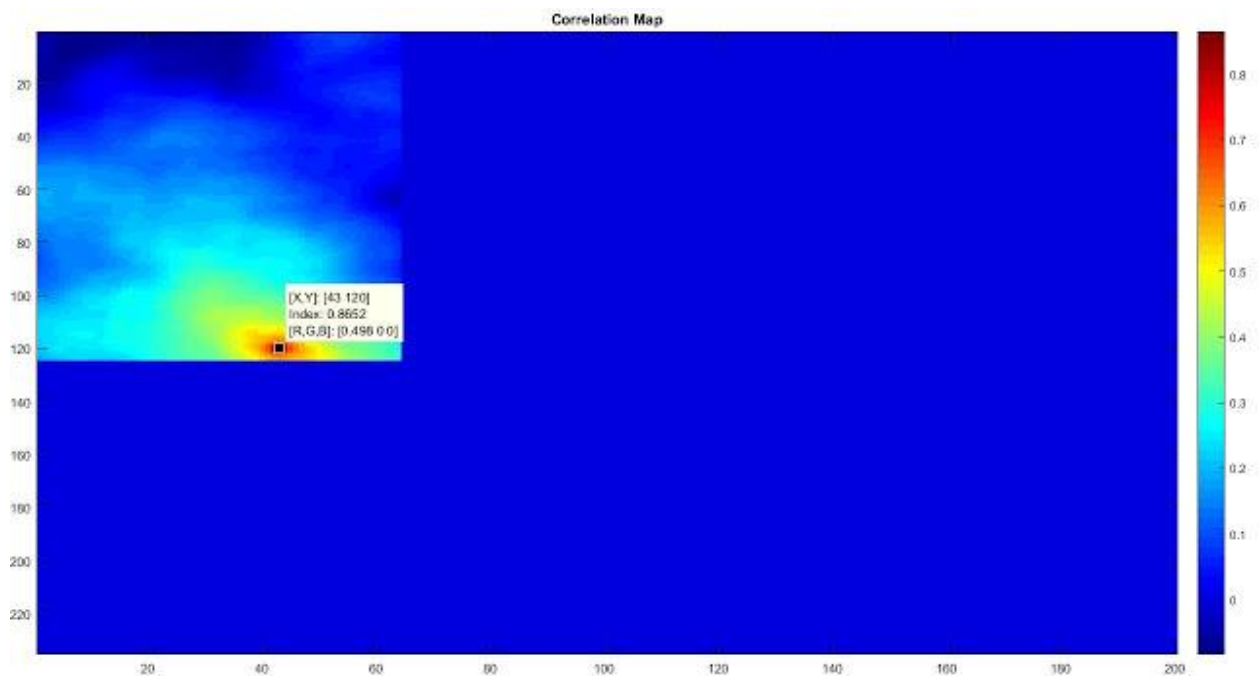


Рисунок 2.5 – Корреляционная карта

В приведённом выше примере максимальное значение равно 0.8652, а позиции пикселей, соответствующие этому значению на корреляционной карте $(x,y) - (120,43)$.

Для проведения тестирования алгоритма сопоставления шаблонов была использована выборка изображений-шаблонов лиц (рисунок 2.6).

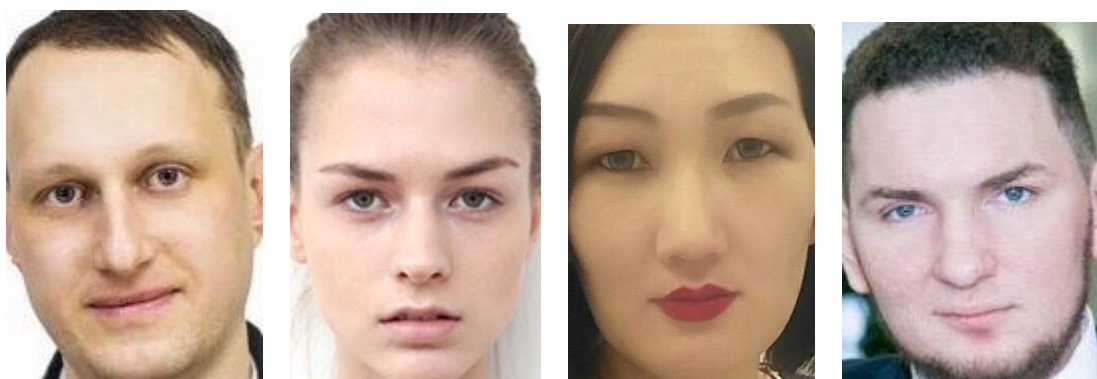


Рисунок 2.6 – Изображения-шаблоны

Из результатов тестирования можно сделать следующие выводы: алгоритм хорошо определяет местоположение лица в том случае, когда лицо на изображении полностью совпадает с шаблоном (рисунок 2.7).

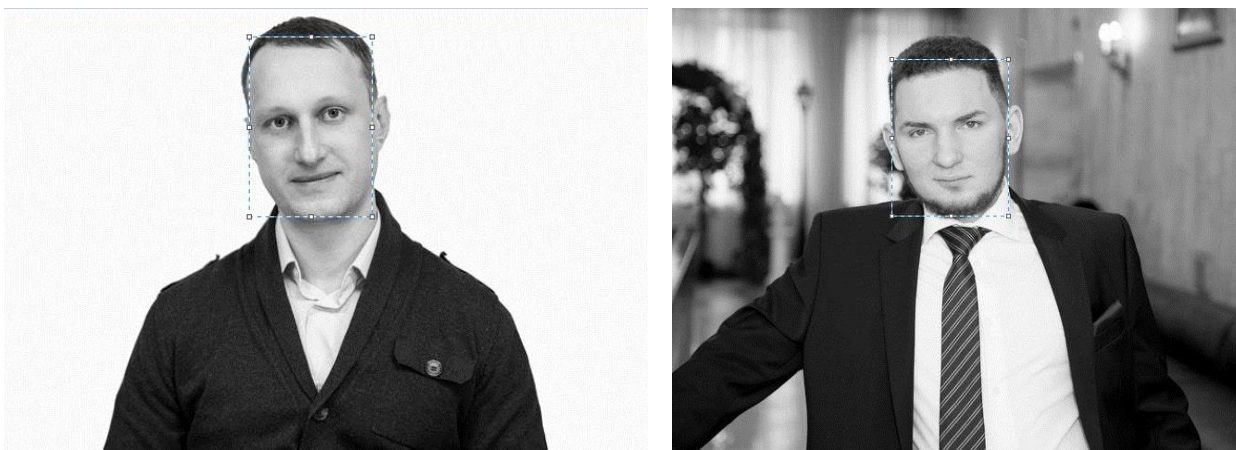


Рисунок 2.7 – Результат работы

Если лицо с изображения-шаблона наклонено или на нем присутствует мимика, алгоритм выделяет лицо с ошибкой – не соответствуют масштабы лица на изображении (рисунок 2.8).

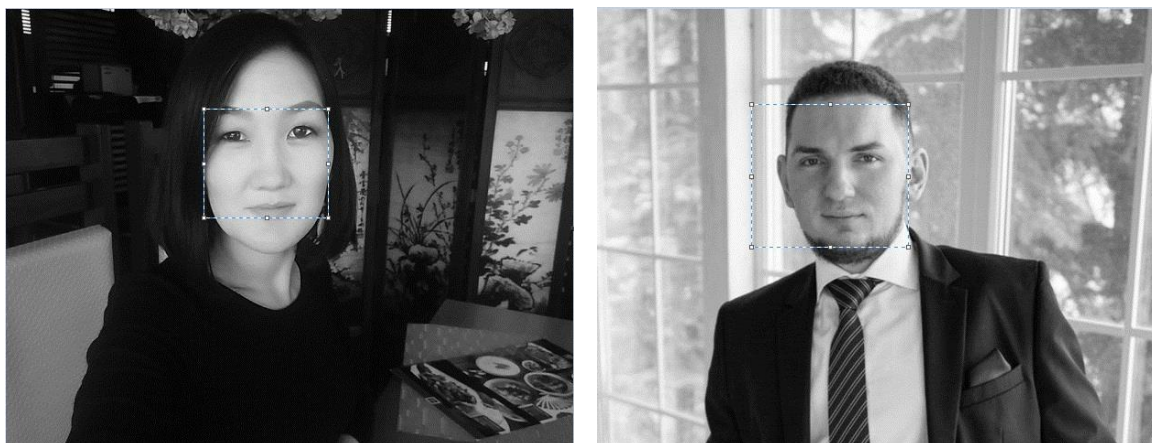


Рисунок 2.8 – Результат работы

Если лицо на изображении не соответствует ни одному шаблону, возникает ошибка ложного обнаружения (рисунок 2.9).



Рисунок 2.9 – Результат работы

Ошибка первого рода для алгоритма сопоставления шаблонов составила $FN=2,69\%$, а ошибка второго рода $FP=51,2\%$. Можно сделать вывод, что алгоритм не подходит для использования в условиях рассматриваемой задачи, так как для успешного результата лицо на изображении должно полностью совпадать с шаблоном положением лица, фоном и мимикой.

2.1.4 Алгоритм Виолы-Джонса

Принцип работы алгоритма Виолы-Джонса связан с обнаружением местоположения лица при помощи объекта CascadeObjectDetector (Детектор каскадных объектов). Данный объект помимо алгоритма Виолы-Джонса также использует обученную классификационную модель для обнаружения.

Результаты работы алгоритма Виолы-Джонса представлены на рисунке 2.10.

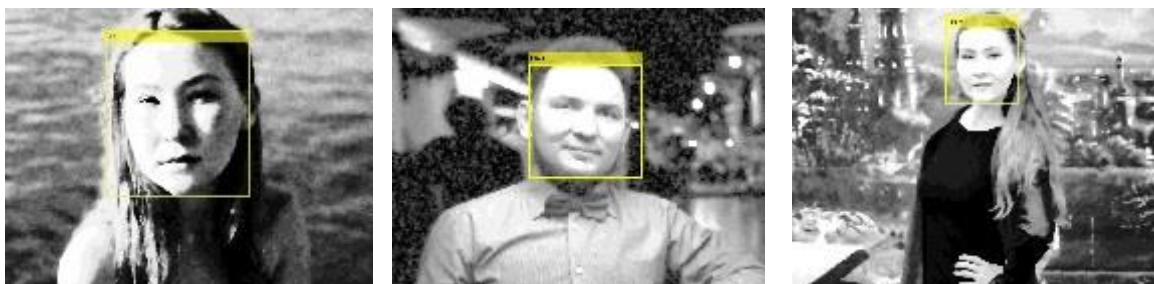


Рисунок 2.10 – Результат работы

Алгоритм Виолы-Джонса успешно выделяет лица на изображениях со сложным фоном и низким качеством, не проявляет чувствительность к повороту или наклону головы, а также к мимике на лице. Эффективность алгоритма доказывается как результатами экспериментов, так и значением ошибки второго рода $FP=5,5\%$.

2.2 Разработка алгоритма распознавания лица на изображении

Необходимо разработать такой алгоритм распознавания лица на изображении, результаты работы которого будут устойчивы при наличии на лице мимики или же сложном фоне изображения. Чтобы обеспечить выполнение этого условия, необходимо до начала работы этапов выделения, а затем распознавания лица, добавить этап предварительной обработки изображения. Предобработка необходима также для того, чтобы снизить вероятность возникновения ошибок первого и второго рода из-за низкого качества изображения или условий освещения.

2.2.1 Предварительная обработка изображения

Предобработка изображения делится на следующие этапы.

1) Изображение переводится в градации серого. Если изображение изначально поступает на обработку в цветовом пространстве RGB, а цвет несет мало информации для конкретной рассматриваемой задачи, то для того, чтобы ускорить работу детектора, изображение переводится в цветовое пространство YUV. Отношение между YUV и RGB определяется соотношениями (2.4)-(2.5).

$$\begin{cases} W_R = 0.299 \\ W_B = 0.144 \\ W_G = 1 - W_R - W_B \\ U_{Max} = 0.436 \\ V_{Max} = 0.615 \end{cases} \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} Y = W_R R + W_G G + W_B B \\ U = U_{Max} \frac{B-Y}{1-W_B} \\ V = V_{Max} \frac{R-Y}{1-W_R} \end{cases}, \quad (2.5)$$

где R, G, B – интенсивность красного, зеленого и синего цвета соответственно;

W_R, W_G, W_B – веса красного, зеленого и синего цвета соответственно;

Y – яркостная составляющая;

U, V – цветоразностные составляющие.

Для преобразованного изображения является важным лишь значение составляющей Y, т.к. именно она содержит изображение в оттенках серого.

2) Происходит ослабление шума при помощи фильтрации. Использование фильтрации ослабит шум, но при этом сохранит важные для распознавания детали изображения. Существует множество различных фильтров, подходящих для поставленной задачи: винеровский фильтр, гауссов фильтр, морфологические фильтры, адаптивная медианная фильтрация, билатеральный фильтр и т.д. [2].

Необходимо провести анализ работы шумоподавляющих фильтров для того, чтобы выделить из них тот, который лучше всего справится с задачей,

используя значения ошибок первого и второго рода для оценки их эффективности.

Фильтрация Винера [9] оптимальна с точки зрения среднеквадратичного отклонения [4]. Другими словами, винеровский фильтр минимизирует общее среднеквадратичное отклонение в процессе обратной фильтрации и сглаживания шума. Фильтрация Винера – это линейная оценка исходного изображения, в ней изображение и шум рассматриваются как случайные процессы. Преимущество фильтра заключается в том, что он сохраняет края и другие высокочастотные части объектов изображения, однако требует большего времени для вычислений [27].

Рассмотрим работу винеровского фильтра совместно с методом Виолы-Джонса (рисунок 2.11).

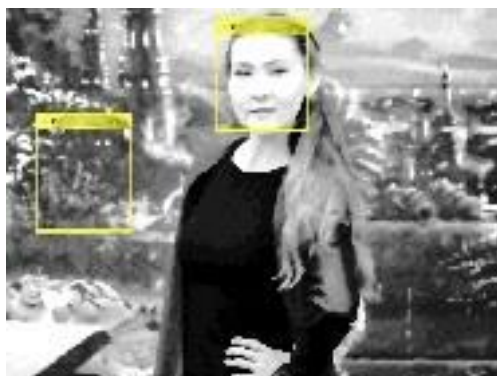


Рисунок 2.11 – Результат работы

Помимо правильно выделенного лица возникает еще одна область с ложным выделением. Ошибка первого рода для фильтрации Винера составила $FN=2,02\%$, ошибка второго рода $FP=8,48\%$. Фильтрация не только не помогла увеличить качество результата, но еще и в разы его уменьшила, поэтому данный вид фильтра не подходит для проведения предварительной обработки изображения.

Гауссов фильтр [37] является подходящим для многих операций, производимых с изображением, поэтому его принято называть фильтром общего назначения. Фильтр Гаусса – это стандартный подход для отделения

компонентов шероховатости и волнистости (шумов) от первичной поверхности. Шероховатости и волнистости могут быть отделены при помощи одной процедуры фильтрации с минимальным искажением изображения. Преобразования при помощи гауссова фильтра происходят на основании (2.6).

$$g(x, y) = Ae^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \quad (2.6)$$

В соотношении (2.6) с помощью параметров A и σ обеспечивается нормировка и задается степень размытия. Изменяя параметр σ , отвечающий за степень размытия, может значительно измениться результат. Так, на рисунке 2.12 представлен результат работы для 3σ и для 5σ .



Рисунок 2.12 – Результат работы для 3σ и 5σ

Ошибка второго рода для обоих случаев составила $FP=0\%$, а ошибка первого рода для 3σ – $FN=4,11\%$, и для 5σ – $FN=0\%$. Использование гауссова фильтра с параметром 5σ дает хороший результат, но то, что изображение, преобразованное при помощи данного вида фильтрации, в результате становится слишком размытым, может плохо сказаться для этапа распознавания.

Морфологический фильтр эрозия (размывание) [38-39] является одним из основных операторов в области математической морфологии. Эффектом эрозии изображения является стирание границ областей пикселей переднего плана, обычно белых пикселей. По мере того, как области пикселей переднего плана уменьшаются в размере, отверстия в этих областях

становятся больше. Оператор эрозии принимает в качестве входных данных изображение, которое должно быть размыто, и набор координатных точек, известных как структурирующий элемент или ядро. Именно этот структурирующий элемент и определяет точное влияние эрозии на входное изображение.

На рисунке 2.13 представлен результат работы оператора эрозии совместно с методом Виолы-Джонса.

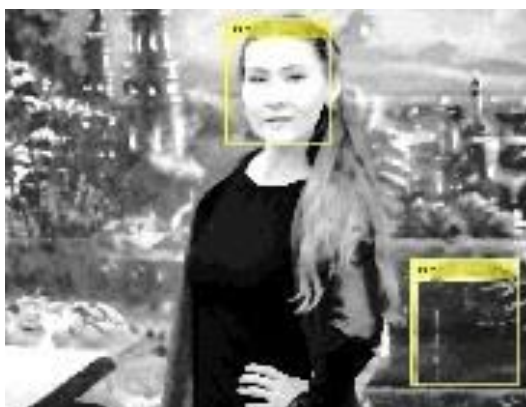


Рисунок 2.13 – Результат работы эрозии совместно с методом Виолы-Джонса

Результат работы морфологического фильтра оказался хуже, чем у метода Виолы-Джонса. Фильтрация шума произошла успешно, но качество изображения значительно ухудшилось, а также возникла вероятность ложного обнаружения. Ошибка первого рода составила $FN=2,12\%$, ошибка второго рода – $FP=5,77\%$.

Адаптивная медианная фильтрация [35-36] достаточно эффективна в удалении шумов при сохранении важных деталей изображения, поскольку эти фильтры работают в последовательных окнах изображений аналогично линейным фильтрам. Применения медианных фильтров может оказаться неэффективным лишь потому, что они размывают мелкие детали на изображении, так как величина деталей меньше, чем половина окна медианного фильтра. Однако, если увеличить параметр σ , задающий размер окна, можно решить эту проблему.

Результат работы медианного фильтра совместно с методом Виолы-Джонса представлен на рисунке 2.14.



Рисунок 2.14 – Результат работы для 3σ и 5σ

Ошибка первого рода для обоих случаев составила $FN=0\%$, ошибка второго рода для 3σ – $FP=1,99\%$, для 5σ – $FP=0\%$. Результат работы адаптивного медианного фильтра превосходит результат работы метода Виолы-Джонса, однако изображение оказалось сильно размытым после процедуры фильтрации, следовательно, для проведения предварительной обработки изображения данный фильтр не подходит.

Основная идея, лежащая в основе билатеральной (двусторонней) фильтрации [30], заключается в том, чтобы производить в диапазоне изображения те операции, которые традиционные фильтры производят в своей области. Два пикселя могут находиться близко друг к другу, то есть занимать близкое пространственное положение, или они могут быть похожи друг на друга, то есть иметь близкие значения, возможно, в достаточно значимой форме. Когда билатеральный фильтр центрирован, например, на пикселе на светлой стороне границы, функция подобия принимает значения, близкие к единице для пикселей на той же стороне, и значения, близкие к нулю для пикселей на темной стороне.

Результат работы билатерального фильтра совместно с методом Виолы-Джонса представлен на рисунке 2.15.

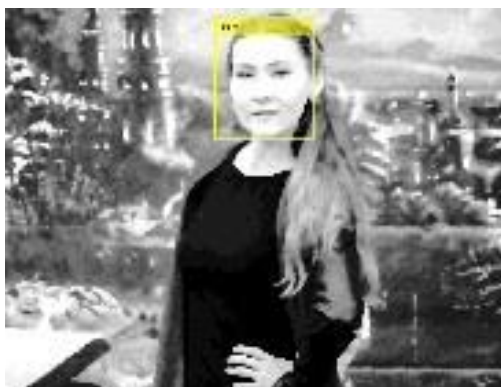


Рисунок 2.15 – Результат работы

Билатеральный фильтр сохранил границы лица на изображении и размыл мелкие незначительные детали на заднем фоне. Ошибка первого рода для данного вида фильтрации составила $FN=0\%$. Однако такой результат достигается не с первого раза, поэтому для более успешной работы необходимо применить комбинацию нескольких фильтров, также демонстрирующих хорошие результаты: билатеральный фильтр, адаптивный медианный фильтр с параметром 5σ и гауссов фильтр с параметром 5σ .

Поскольку размытие, которое получается после применения адаптивного медианного фильтра и фильтра Гаусса, может плохо повлиять на этап распознавания, необходимо объединить билатеральный и медианный фильтр с размером окна 3. Так как билатеральный фильтр уже содержит в себе гауссову функцию, гауссов фильтр не применяется.

На рисунке 2.16 представлены результаты работы разработанного алгоритма.

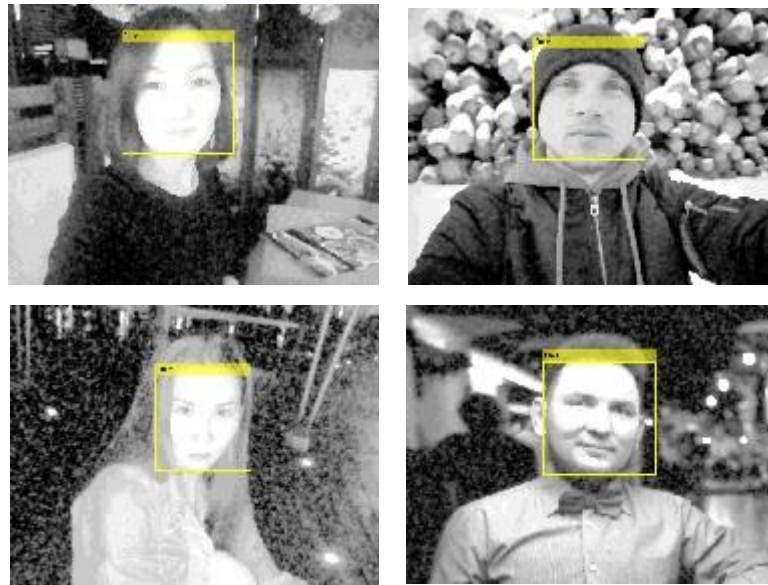


Рисунок 2.16 – Результат работы

Из рисунка видно, что фильтры, используемые в разработанном алгоритме, успешно подавляют шумы на изображениях и правильно выделяют лица.

3) Производится эквализация гистограммы изображения. Гистограмма – это графическое представление распределения интенсивности изображения. Она определяет количество пикселей для каждого рассматриваемого значения интенсивности [10]. Эквализация гистограммы – это метод, который улучшает контраст в изображении, чтобы растянуть диапазон интенсивности. Так как некоторые изображения могут из-за освещения или же качества быть слишком темными или, наоборот, светлыми, необходимо стабилизировать яркостные параметры изображения так, чтобы гистограмма содержала все возможные значения яркости в примерно одинаковом количестве. Такое преобразование и называется эквализацией. Результат использования функций для эквализации гистограммы представлен на рисунке 2.17.



Рисунок 2.17 – Гистограмма:
а) исходного изображения; б) обработанного изображения

На рисунке 2.17 б можно наблюдать, как на обработанном изображении улучшилась средняя яркость и контрастность за счет проведения процедуры эквализации гистограммы. Программный код разработанного алгоритма выделения лица на изображении представлен в приложении А.

2.2.2 Алгоритм распознавания лица на изображении

На основе проведенного в первом разделе сравнительного анализа методов распознавания лиц метод Eigenfaces был выбран в качестве наиболее подходящего для решения поставленной цели. Метод Eigenfaces относительно прост в реализации и успешно работает с вероятностью 80%.

В качестве исходных данных используется база фотографий с лицами людей. Далее происходит предварительное обучение системы следующим образом. Все изображения, которые представляют собой двумерную матрицу, преобразовываются в вектор-столбцы. На основе получившихся

вектор-столбцов строится новая двумерная матрица, столбцы которой развернуты в вектор изображения. Этот вектор будет рассматриваться как определенная точка в пространстве, размерность которого совпадает с размерностью исходного изображения. После того, как новая матрица сформирована, необходимо произвести нормализацию изображений – подсчитать среднее изображения и вычесть его из изображения. Нормализовать изображения необходимо для того, чтобы очистить их от ненужной информации и оставить лишь необходимую информативную (уникальную) часть. После нормализации путем вычисления значений и весов собственных векторов для каждого изображения осуществляется переход в новое пространство, в котором происходит вычисление матрицы ковариации и нахождение собственных векторов и их весов. Собственные вектора определяют дисперсию по каждой из осей главных компонент, где каждой компоненте соответствует одна размерность в пространстве [33-34]. После обучения системы происходит сравнение изображений путем проецирования исходного изображения в новое пространство. Для этого рассчитывается евклидово расстояние между исследуемым изображением и всеми изображениями из обучающей выборки. Изображение, евклидово расстояние которого оказывается минимальным, располагается ближе всего к исходному. Результат работы алгоритма Eigenfaces представлен на рисунке 2.18.



Рисунок 2.18 – Результат работы

Программный код разработанного алгоритма распознавания лица представлен в приложении Б.

Блок-схема алгоритма распознавания лиц на изображении представлена на рисунке 2.19.



Рисунок 2.19 – Блок-схема алгоритма распознавания лиц на изображении

В блок-схеме учтены способы предобработки изображения, отведены этапы для выделения лица, кадрирования и распознавания лица на основе базы изображений лиц.

2.3 Выводы по разделу

В данном разделе был проведен анализ самых распространенных методов выделения лица на изображении и на его основе выделен наиболее эффективный метод – метод Виолы-Джонса. Эффективность метода была доказана как результатами экспериментов, так и значением ошибок первого и второго рода. Для более успешной работы алгоритма был предложен этап предварительной обработки изображения для обеспечения шумоподавления при помощи медианного и билатерального фильтров, и эквализации гистограммы. Для распознавания лиц был реализован и протестирован метод Eigenfaces. В результате разработки алгоритма распознавания лиц на изображении была построена его блок-схема.

3 Тестирование алгоритма распознавания лиц на изображении

Работу алгоритма распознавания лиц на изображении можно разделить на следующие этапы:

- 1) в качестве входа выступает изображение, на котором присутствует человеческое лицо, и поступает в систему;
- 2) входное изображение проходит предварительную обработку: перевод в градации серого, подавление шумов и эквализация гистограммы;
- 3) по алгоритму Виолы-Джонса происходит определение области, в которой находится лицо;
- 4) область с найденным лицом кадрируется;
- 5) формируется вектор признаков лица на основе алгоритма Eigenfaces как для исходного изображения, так и для выборки всех изображений лиц;
- б) осуществляется идентификация лица при помощи классификатора.

Далее в соответствии с вышеприведенным списком необходимых этапов работы алгоритма распознавания лиц, было проведено его тестирование. В первую очередь необходимо протестировать часть алгоритма, включающую этап выделения лица на изображении, а затем – распознавание.

3.1 Алгоритм выделения лиц

Для тестирования алгоритма выделения лиц была использована выборка изображений, на которых присутствуют человеческие лица. Выборка содержит 1000 изображений. Некоторые из них приведены на рисунке 3.1.

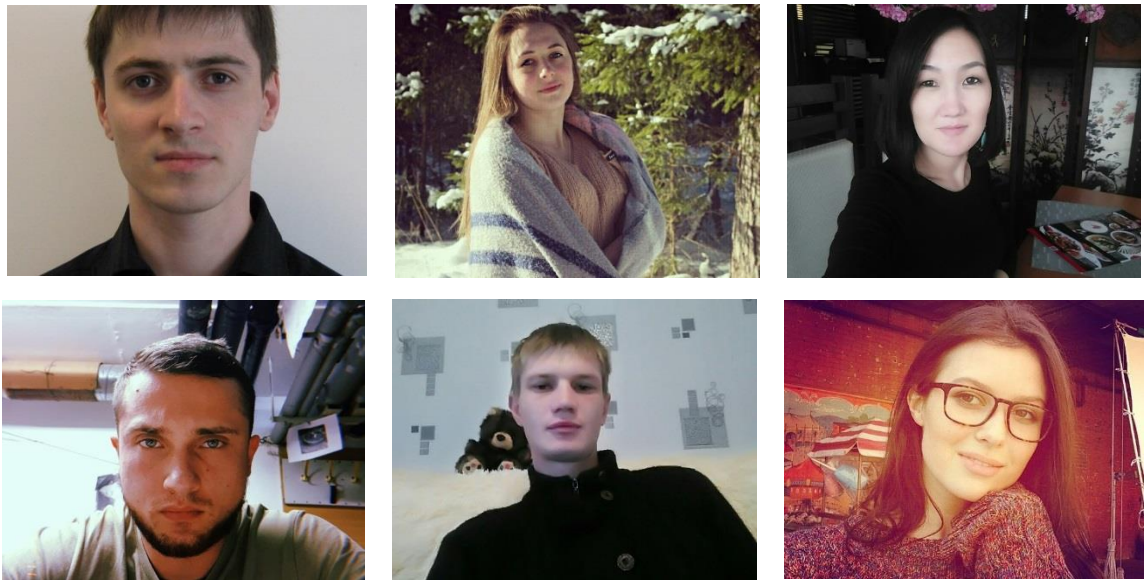


Рисунок 3.1 – Примеры изображений из тестовой выборки

На изображениях присутствуют человеческие лица людей, отличающихся полом, национальностью, возрастом; на некоторых фото на лице находятся предметы, которые могут затруднить распознавание, такие как очки, борода, волосы около лица или головные уборы. Также на определенных лицах присутствует мимика либо наклон или поворот относительно фронтального положения лица. Фотографии могут отличаться качеством и условиями освещения.

Для сравнения эффективности различных шумоподавляющих фильтров также были использованы ошибки первого и второго рода. Усредненные результаты анализа фильтров при помощи данных характеристик сведены в таблицу 3.1.

Таблица 3.1 – Эффективность шумоподавляющих фильтров

Фильтр		Ошибка первого рода FN, %	Ошибка второго рода FP, %
1		2	3
Винеровский		2,16	8,41
Гауссов	3 σ	3,90	0
	5 σ	0	0
Морфологический		2,11	5,77
Медианный	3 σ	0	1,70

Продолжение таблицы 3.1.

1		2	3
	5σ	0	0
Билатеральный		0	0
Комбинированный		0	0

На основе анализа всех шумоподавляющих фильтров был разработан комбинированный алгоритм, включающий предварительную обработку при помощи билатерального фильтра, адаптивного медианного фильтра с параметром 5σ и гауссова фильтра с параметром 5σ .

Тестирование алгоритма проводится следующим образом. Сначала система запрашивает имя изображения из тестовой выборки (рисунок 3.2).

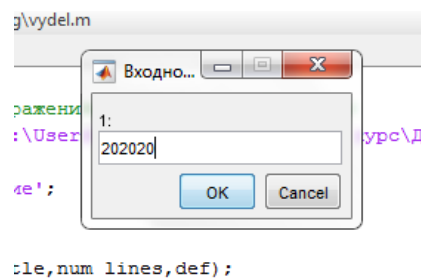


Рисунок 3.2 – Ввод имени изображения

Далее производится его перевод в градации серого (рисунок 3.3).

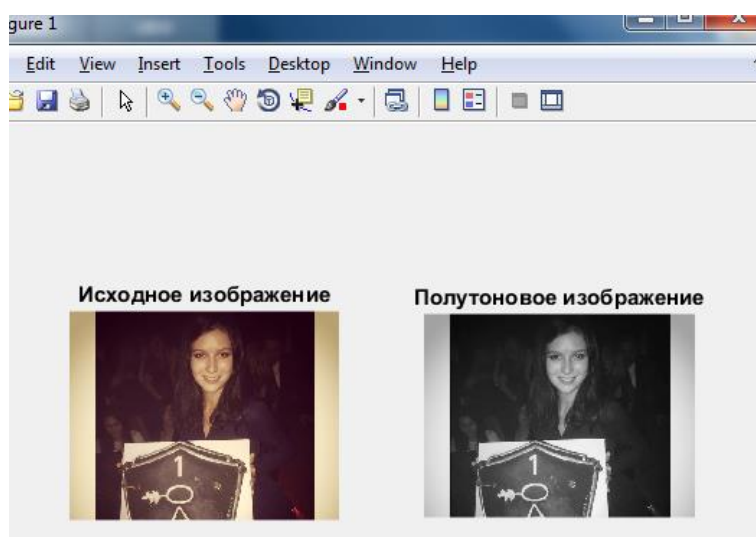


Рисунок 3.3 – Преобразование изображения в градации серого

Затем подавляются шумы на изображении (рисунок 3.4) и выводится результат (рисунок 3.5).

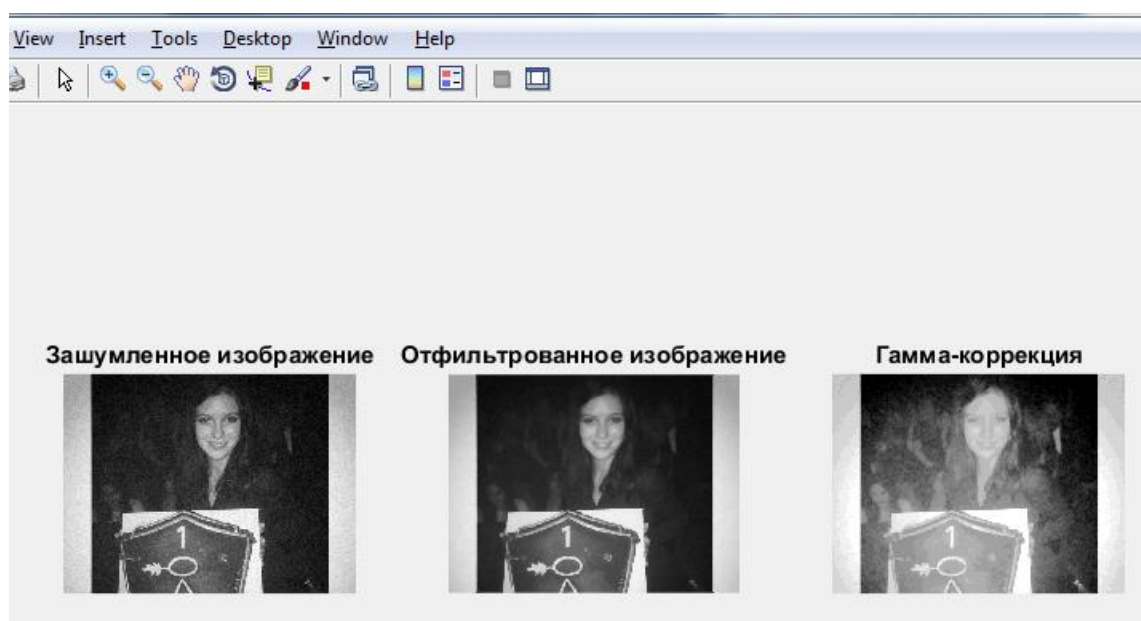


Рисунок 3.4 – Шумоподавление

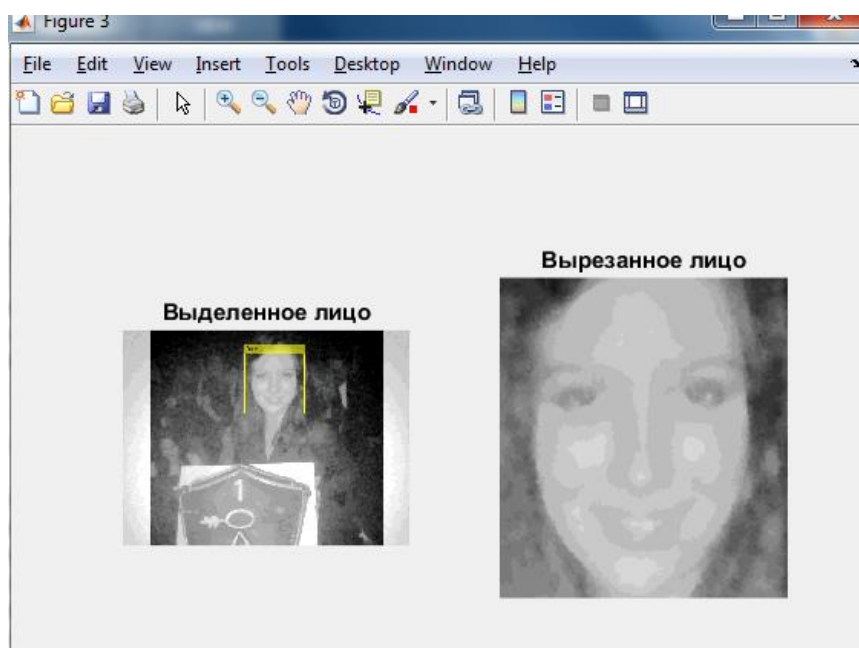


Рисунок 3.5 – Результат работы разработанного алгоритма

Для анализа методов выделения и распознавания человеческих лиц во втором разделе использовались такие характеристики, как ошибка первого и второго рода. Ошибка первого рода возникает тогда, когда возникает ложный пропуск, то есть человеческое лицо не распознается системой. Ошибка

второго рода – ложное обнаружение – когда область лица принимается за совершенно другой объект. Усредненные результаты сравнения методов выделения лица на изображении сведены в таблицу 3.2.

Таблица 3.2 – Эффективность методов выделения лица

Метод	Ошибка первого рода FN, %	Ошибка второго рода FP, %
Дж. Янга и Т.С. Хуанга	2,49	70,1
В сложных сценах	1,77	76,3
Сопоставления шаблонов	2,16	41,2
Виолы-Джонса	0	5,5

Наилучшим методом выделения лица, как видно из таблицы, является метод Виолы-Джонса, у которого вероятность ложного пропуска равна нулю, а вероятность ложного обнаружения – 5,5%. Поэтому для снижения данных показателей предложено использовать алгоритм предварительной обработки изображения, разработка которого рассмотрена во втором разделе.

3.2 Алгоритм распознавания лиц

Для процедуры распознавания лиц был выбран алгоритм Eigenfaces. Для его тестирования была подготовлена выборка изображений лиц с фронтальным положением (рисунок 3.2).



Рисунок 3.2 – Изображения из выборки

На рисунке 3.3 приведен результат работы разработанного алгоритма. Представлены пары исходных и распознанных изображений.

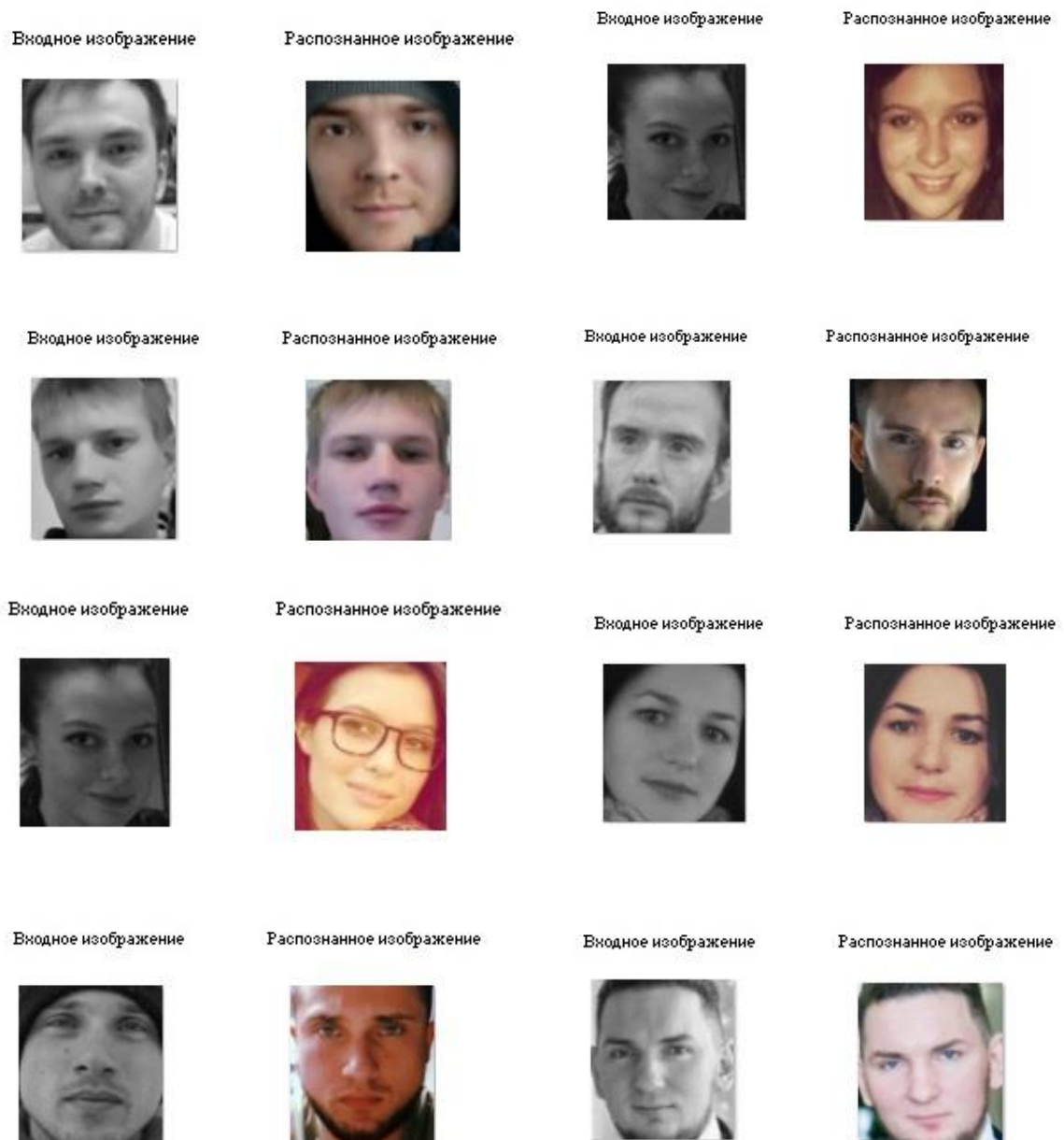


Рисунок 3.3 – Результаты работы

Из результатов работы алгоритма можно судить о том, насколько успешно разработанный алгоритм справляется с его задачей распознавания лиц на изображении. Вероятность ложного распознавания еще существует, но вероятность верного распознавания по сравнению с существующими рассмотренными алгоритмами повысилась и составила $P=87,1\%$. Данный показатель является хорошим основанием полагать, что поставленная задача разработки программной реализации и проверки работоспособности алгоритма распознавания лиц на изображении была решена.

3.3 Выводы по разделу

В данном разделе было проведено тестирование разработанного алгоритма распознавания лиц на изображении, основанного на методе Виолы-Джонса и Eigenfaces, включающего предварительную обработку изображения при помощи при помощи медианного и билатерального фильтров, и эквализации гистограммы. Алгоритм распознавания лиц на изображении был разработан в среде Matlab. На основе анализа результатов работы рассмотренных во втором разделе алгоритмов и усовершенствованного нового, был сделан вывод об эффективности и успешной работе созданного алгоритма. Для оценки эффективности были использованы такие характеристики, как ошибка первого и второго рода. Для разработанного алгоритма распознавания лиц на изображении ошибка первого рода составила 0%, а вероятность верного распознавания 87,1%.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выпускной квалификационной работы была проведена работа по совершенствованию методов распознавания объектов на изображении. Поставленная цель была достигнута в результате разработки и программной реализации алгоритма выделения и распознавания человеческих лиц на изображении.

Был проведен обзор и анализ существующих методов распознавания образов. Эффективность каждого метода была определена при помощи таких характеристик, как ошибка первого и второго рода. На основе анализа было предложено усовершенствовать существующие алгоритмы выделения и распознавания лиц – алгоритм Виолы-Джонса и Eigenfaces соответственно. Было предложено использовать процедуру предварительной обработки изображения с целью уменьшения количества шумов для более успешного распознавания.

Также был разработан алгоритм распознавания человеческих лиц и его программная реализация в среде Matlab, а затем проведен сравнительный анализ его с существующими алгоритмами. В результате ошибки ложного выделения и пропуска для алгоритма лиц уменьшились, а вероятность верного распознавания лица составила 87,1%.

Все поставленные задачи в рамках выполнения выпускной квалификационной работы выполнены, поставленная цель достигнута в полном объеме.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Вудс, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Вудс, Р. Гонсалес. – М.: Техносфера, 2005. – 188 с.
2. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С. Эддинс. – М.: Техносфера, 2006. – 216 с.
3. Дремин, И.М. Вейвлеты и их использование [Текст] / И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло – М.: Успехи физических наук, 2001. – 501 с.
4. Гилат, А. MATLAB. Теория и практика [Текст] / А. Гилат. – М.: ДМК Пресс, 2016. – 416 с.
5. Шапиро, Л. Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Д. Стокман. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. – 252 с.
6. Черногорова, Ю.В. Методы распознавания образов [Электронный ресурс] – М.: Молодой ученый, 2016. – 143 с. – URL: <https://moluch.ru/archive/132/36964/> (дата обращения: 10.03.2019).
7. Тропченко, А. Ю. Методы вторичной обработки и распознавания изображений [Текст]: учебное пособие / А.Ю. Тропиченко, А.А. Тропченко. – СПб: Университет ИТМО, 2015. – 215 с.
8. Красильников, Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений [Текст] / Н.Н. Красильников. – СПб: Политехника, 2010. – 608 с.
9. Красавин, А.В. Компьютерный практикум в среде MatLab [Текст] / А.В. Красавин, Я.В. Жумагулов. – М.: НИЯУ МИФИ, 2015. – 277 с.
10. Люгер, Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем [Текст] / Дж. Ф. Люгер. – М.: «Вильямс», 2003. – 864 с.
11. Кухарев, Г.А. Биометрические системы [Текст] / Г.А. Кухарев. – СПб: Политехника, 2011. – 240 с.

12. Татаренков, Д.А. Анализ методов обнаружения лиц на изображении [Текст] / Д.А. Татаренков. – М.: Молодой ученый, 2015. – 276 с.
13. Дюк, В. Data Mining: учебный курс [Текст]: учебное пособие / В. Дюк, А. Самойленко. – СПб: Питер, 2011. – 368 с.
14. Зубарев, Ю.Б. Проблемы и перспективы внедрения информационных мультимедийных систем в России [Текст] / Ю.Б. Зубарев, В.П. Дворкович. – М.: Электросвязь, 2014. – 116 с.
15. Ярославский, Л.П. Введение в цифровую обработку изображений [Текст] / Л.П. Ярославский. – М.: Советское радио, 1999. – 312 с.
16. Вязовых, М.Н. Обнаружение лиц на цветном растровом изображении с применением модифицированного метода Виолы-Джонса [Электронный ресурс] / М.Н. Вязовых, К.И. Зайцев, М.В. Мухортов, А.Н. Перов. – URL: <http://sntbul.bmstu.ru/doc/45828/> (дата обращения: 10.05.2019).
17. Валеев, С.С. Компьютерная обработка изображений, визуализация и графическое моделирование [Текст]: учебное пособие / С.С. Валеев, Н.В. Кондратьева, Л.И. Шехтман. – Уфа: РИК УГАТУ, 2017. – 161 с.
18. Лукьяница, А.А. Цифровая обработка видеоизображений [Текст] / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин. – М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. – 518 с.
19. Дворкович, В.П. Цифровые видеоинформационные системы (теория и практика) [Текст] / В.П. Дворкович, А.В. Дворкович. – М.: Техносфера, 2012. – 1008 с.
20. Полосухин, И.С. Классификация и регрессия с помощью деревьев принятия решений [Электронный ресурс] / И.С. Полосухин. – URL: <https://habrahabr.ru/post/116385/> (дата обращения: 10.04.2019).
21. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника [Текст] / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 2012. – 118 с.
22. Чобану, М.К. Многомерные многоскоростные системы обработки сигналов [Текст] / М.К. Чобану. – М.: Техносфера, 2009. – 480 с.

23. Приоров, А.Л. Цифровая обработка изображений [Текст] / А.Л. Приоров, И.В. Апальков, В.В. Хрящев. – Ярославль: ЯрГУ, 2017. – 235 с.
24. Даджион, Д. Цифровая обработка многомерных сигналов [Текст] / Д. Даджион, Р. Мерсеро. – М.: Мир, 2018. – 488 с.
25. Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах [Текст] / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых. – Новосибирск: НГТУ, 2010. – 168 с.
26. Ту, Дж. Принципы распознавания образов [Текст] / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М.: Мир, 2018. – 178 с.
27. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений [Текст] / У. Прэтт. – М.: Мир, 2012. – 791 с.
28. Гуров, В.С. Обработка изображений в авиационных системах технического зрения [Текст]: монография / В.С. Гуров. – М.: Физматлит, 2016. – 238 с.
29. Сойфер, В.А. Методы компьютерной обработки изображений [Текст] / В.А. Сойфер. – М.: Физматлит, 2001. – 784 с.
30. Журавлев, Ю.И. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения [Текст] / Ю.И. Журавлев, В.В. Рязанов, О.В. Сенько. – М.: Фазис, 2015. – 159 с.
31. Журавлев, Ю.И. Избранные научные труды [Текст] / Ю.И. Журавлев. – М.: Магистр, 2018. – 420 с.
32. Журавлев, Ю.И. Алгоритмы распознавания, основанные на вычислении оценок [Текст] / Ю.И. Журавлев, В.В. Никифоров. – М.: Кибернетика, 2011. – 311 с.
33. Кухарев, Г.А. Системы распознавания человека по изображению лица [Текст] / Г.А. Кухарев, Н.Л. Щеглова. – Спб: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2016. – 176 с.
34. Форсайт, Д.А. Компьютерное зрение. Современный подход [Текст] / Д.А. Форсайт, Д. Понс. – М.: «Вильямс», 2004. – 928 с.

35. Мерков, А.Б. Распознавание образов. Введение в методы статистического обучения [Текст] / А.Б. Мерков. – М.: Едиториал УРСС, 2011. – 256 с.
36. Загоруйко, Н.Г. Методы распознавания и их применение [Текст] / Н.Г. Загоруйко. – М.: Сов. радио, 2002.
37. Гренадер, У. Лекции по теории образов [Текст]: учебное пособие / У. Гренадер. – М.: Мир, 2009. – 179 с.
38. Фу, К. Структурные методы распознавания образов [Текст] / К. Фу. – М.: Мир, 2017. – 177 с.
39. Вапник, В.Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) [Текст] / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 2014. – 416 с.
40. Николенко, С.И. Самообучающиеся системы [Текст] / С.И. Николенко, А.Л. Тулупьев. – М.: МЦНМО, 2009. – 288 с.
41. Загоруйко, Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний [Текст]: учебное пособие / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск: Изд-во Института математики, 2009. – 270 с.
42. Потапов, А.С. Распознавание образов и машинное восприятие: общий подход на основе принципа минимальной длины описания [Текст] / А.С. Потапов. – СПб.: Политехника, 2017. – 548 с.