

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М. Ф. Решетнева»
(СибГАУ)

ИНСТИТУТ Информатики и телекоммуникаций
НАПРАВЛЕНИЕ 10.03.01 Информационная безопасность
НАПРАВЛЕННОСТЬ (ПРОФИЛЬ) Безопасность автоматизированных систем
КАФЕДРА Безопасности информационных технологий

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

Вид ВКР: Бакалаврская работа

Тема ВКР: Разработка алгоритма идентификации субъекта доступа по
термограмме лица

Дипломник / В.В. Митращук/

Руководитель / В.В. Золотарёв/

Ответственный за нормоконтроль / Н.И. Чугунова/

Допускается к защите

Зав. кафедрой (С.Г. Колесников)

«_____» _____ 2016 г.

Красноярск 2016 г.

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М.Ф. Решетнева»
(СибГАУ)

УТВЕРЖДАЮ

Зав. кафедрой С.Г. Колесников

« _____ » _____ 20__ г.

ЗАДАНИЕ

на выполнение выпускной квалификационной работы (ВКР)

Студенту Митращук Владимиру Владимировичу группы БКБ12-01
направления (специальности) 10.03.01 Информационная безопасность
направленность (профиль, специализация, магистерская программа) Безопасность ав-
томатизированных систем

1. Вид ВКР: Бакалаврская работа

бакалаврская работа/дипломная работа/дипломный проект/магистерская диссертация

2. Тема ВКР: Разработка алгоритма идентификации субъекта доступа по термо-
грамме лица

утверждена приказом по университету № _____ от _____ 20__ г.

3. Срок сдачи студентом первого варианта ВКР _____

4. Срок сдачи студентом окончательного варианта ВКР _____

5. Исходные данные ГОСТ Р 52633.0-2006, ГОСТ Р 52633.1-2009, ГОСТ Р 52633.2-
2010, ГОСТ Р 52633.3-2011, ГОСТ Р 52633.4-2011, ГОСТ Р 52633.5-2011, ГОСТ Р
52633.6-2012, ГОСТ Р ИСО/МЭК 19784-1-2007, ГОСТ Р ИСО/МЭК 19785-1-2008,
ГОСТ Р ИСО/МЭК 29794-1-2012

6. Содержание (перечень вопросов подлежащих разработке в ВКР) Анализ теорети-
ческих материалов, исследование двух методов получения уникальных биометриче-
ских образцов изотерм лица человека, разработка блок-схемы программы автомати-
ческого отделения биометрических образцов от общего фона на снимке, тестирование
статических образцов в нейронной сети на качество распознавания между со-
бой

7. Перечень графического материала (с указанием обязательных чертежей при необ-

ходимости) _____

Дата выдачи задания _____ 20__ г.

Подпись руководителя ВКР _____ / В.В. Золотарёв /

Задание принял к исполнению дата _____ 20__ г.

Подпись студента _____

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 АНАЛИЗ ТЕОРЕТИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ. ФОРМИРОВАНИЕ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПО ТЕРМОГРАММЕ ЛИЦА.....	6
1.1 Определение нового класса реализации системы контроля и управления доступом (СКУД)	6
1.2 Описание СКУД и процедура прохождения с учетом модели нарушителя .	9
1.3 Построение концептуальной модели алгоритма идентификации по термограмме лица	13
2 АНАЛИТИЧЕСКИЕ СПОСОБЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ НА ТЕРМОГРАММАХ.....	17
2.1 Обработка и представление исходных данных термограмм.....	17
2.2 Методы определения контурных признаков.....	20
2.3 Выделение изотерм на термограммах	24
2.4 Выбор организационной структуры нейронной сети.....	30
3 РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ АЛГОРИТМА ИДЕНТИФИКАЦИИ ПО ТЕРМОГРАММЕ ЛИЦА	34
3.1 Алгоритм получение биометрических образцов из видеопотока.....	34
3.2 Сравнение полученных результатов при разных условиях съемки	40
3.3 Определение качества распознавания образцов в нейронной сети	42
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	52
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	54

ВВЕДЕНИЕ

В современном информационном мире существенно важным является разработка высоких технологий, которые могли бы автоматизировано решать большое количество рутинных, но необходимых для выполнения задач.

Не менее важным является вопрос систем комплексной безопасности, которые без участия человека произведут его достаточно надежную пассивную бесконтактную идентификацию в сложных окружающих условиях, например, на контрольно-пропускных пунктах, используя заложенные природой уникальные отличительные признаки (биометрия [1]).

В данной работе рассмотрено создание алгоритма идентификация субъекта доступа по температурному «изображению лица» [2] в дальнем инфракрасном диапазоне. Также осуществлено обобщение и анализ материалов теоретического исследования [3-7], показана общая концепция алгоритма идентификации и роль нейронной сети в его исследовании на показателях «вероятности ложного совпадения» и «вероятности ложного несовпадения» [8].

Продемонстрированы способы преобразования изображения в оттенки серого в разных пропорциях исходной RGB картинки и дан анализ их особенностей. А также, исследованы матрицы свертки для определения контурных признаков на изображениях с информацией о скорости работы данных преобразований.

Произведен сравнительный анализ результатов выделения изотермический контуров для разных методов: оператор Хрящёва [9], оператор Шарра, оператор Собела, оператор Прюитта, оператор Робертса, оператор Робертса (быстрый), оператор Лапласа (лапласиан), оператор Кирша, оператор Робинсона [10] и другие.

Изучены два способа получения уникального изотермического рисунка лица человека в один и два этапа. Выбранный способ получения изотерм был улучшен. В том числе, проведен анализ выделения изотерм на всегда открытой, естественным образом, части лица человека.

Исследован алгоритм отделения биометрического образца от общего фона на термографическом изображении и создана блок-схема алгоритма. Проведено тестирование полученного материала образцов в нейронной сети на качество распознавания между собой при разных конфигурациях нейронной сети и способах ее обучения.

Разработана новая модель двухэтапной системы контроля и управления доступом на основе открытых биометрических данных и секретного ключа доступа, включающая алгоритма идентификации по термограмме лица

Цель работы: создание алгоритма автоматической идентификации субъекта доступа по термограмме лица для его использования в средствах контроля и управления доступом.

Задачи:

- 1) анализ теоретических материалов, постановка проблемы и проектирование модели системы идентификации по термограмме лица, предложение пути улучшения существующих СКУД;
- 2) формирование набора средств и методов необходимых для обработки информации на термограммах, его обобщение, фильтрация и доработка;
- 3) разработка и тестирование алгоритма идентификации по термограмме лица.

Выпускная квалификационная работа бакалавра содержит 56 страниц основного текста и состоит из введения, трех глав, заключения, библиографического списка из 30 источников; основной текст включает 52 рисунка, 5 таблиц.

1 АНАЛИЗ ТЕОРЕТИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ. ФОРМИРОВАНИЕ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПО ТЕРМОГРАММЕ ЛИЦА

1.1 Определение нового класса реализации системы контроля и управления доступом (СКУД)

На рынке существует множество реализаций СКУД [11,12], которые можно поделить на три класса: атрибутивные, биометрические и гибридные.

Атрибутивные системы имеют преимущество в гарантированной идентификации субъекта доступа. Но атрибутивный ключ может быть украден или незаметно скопирован третьими лицами, поэтому в подобных системах существует значительный риск прохождения несанкционированных субъектов.

В биометрических системах существуют решения, в которых биометрический ключ невозможно передать третьим лицам. Но, теоретически, остается возможность подделать любой биометрический ключ при помощи создания муляжа. Кроме того, данные системы не имеют гарантированную возможность распознавания, у них существует процент ложного срабатывания (FAR) и ложного несрабатывания (FRR).

Гибридные системы лишь усложняют процесс взлома за счет совмещения двух ранее перечисленных способов и, все равно, оставляют значительную вероятность несанкционированного доступа и, тем более, не исключают ее.

Учитывая тот факт, что ни один из существующих классов не обеспечивает контроль прохождения только санкционированных лиц с высоким уровнем доверия, возникает проблема разработки более надежных видов СКУД.

В случае с возможностью улучшения атрибутивного способа, можно сделать вывод, что произвести улучшение данной технологии возможно только для электронных устройств и любое ее повсеместное, обязательное и безальтернативное использование может нести огромный риск безопасности правам и свободам граждан.

Во-первых, если воспользоваться радикальным методом совмещения атрибутивного ключа с субъектом доступа – это технологически усложнит задачу взлома системы, но не приведет к желаемой цели, потому что данный ключ, все равно, всегда можно будет незаметно извлечь и скопировать, а также модифицировать для достижения нужного результата дезинформации. В электрических устройствах этого

можно избежать, добавив технологию уничтожения ключевой информации или всего устройства при извлечении из него атрибутивного ключа, но, в случае, с человеком этого сделать невозможно, не угрожая его жизни и здоровью.

Во-вторых, данный путь предполагает наличие серьезной проблемы безопасности, выраженной в возможности внедрения незадекларированных возможностей в подобные системы. Например, это может быть не только пассивная идентификация без раскрытия закрытого ключа, но, также, и пассивное отражение наведенного электромагнитного сигнала модулированным информационным, дистанционно характеризующим объект. Теоретически, это создает возможность глобального дистанционного отслеживания маршрутов любых объектов и получения подробной их характеристики, например, со спутников, из космоса. В итоге, можно сделать вывод, что данная технология создает возможность для глобального контроля и слежки, нарушения прав и свобод людей. В том числе, данная угроза безопасности сохраняется и, в случае, повсеместного, обязательного и безальтернативного внедрения чипов в банковские карты, телефон, одежду, автомобили или паспорта. Даже заглушая сигнал, создавая временные помехи, например, при перемещении, невозможно будет защититься, так как это будет заметно и могут быть применены, в том числе, силовые методы воздействия по выявлению и устранению подобного рода нарушений.

В-третьих, существует эстетический и экологический вопрос: нельзя неоправданно вмешиваться в работу биологического организма, потому что это может нарушить его гармоничное функционирование и целостность, повлечь за собой необратимые последствия, вызвать различного рода психологические расстройства из-за присутствия инородного тела или постоянного облучения организма электромагнитным сигналом.

Никакие вопросы улучшения безопасности не могут являться оправданием для внедрения подобного рода технологии, тем более, для повсеместного, обязательного и безальтернативного использования.

В случае использования биометрических СКУД, убираются проблемы встраивания незадекларированных возможностей, потому что ключ идентификации уже за-

ложен в человека самой природой и несет в себе только идентифицирующую информацию. Возможность дистанционного получения идентификационной информации об индивиде затруднена и нецелесообразна, потому что в любой момент человек может ее незаметно временно исказить. Даже незначительное искажение, значительно уменьшит дистанцию и вероятность корректного распознавания, сведя ее практически до расстояния вытянутой руки. В случае с очками или специальной косметикой возможность распознавания сведется к нулю. У человека сохраняется возможность предотвращения несанкционированного им процесса его идентификации.

Проблемы разработки муляжа можно решить при помощи дополнительных тестов и ограничений возможности злоумышленника в процессе прохождения идентификации. Ошибки ложного срабатывания и не срабатывания нивелируются за счет повышения качества системы распознавания, ее вычислительной мощности.

Риск последствий повсеместного внедрения с обязательным и безальтернативным прохождением идентификации, который сможет повлечь нарушения свобод сохраняется, поэтому стоит очень внимательно, с осторожностью, относиться к возможности использования подобных систем, например, государством или монополией, а не в личных или коммерческих целях, например, для входной двери дома, хранилища банка, контролируемой зоны коммерческого или оборонного предприятия.

В случае повышения безопасности аэропортов, автовокзалов, железнодорожных вокзалов – это может быть достаточным основанием для внедрения подобных систем (у человека всегда есть возможность отправиться в пункт назначения пешком, на своем личном транспорте или знакомых), но каждый случай повсеместного и обязательного внедрения подобных систем должен рассматриваться отдельно и решение должно приниматься уникально для каждого случая. Существенно важно, чтобы, в любом случае, была альтернатива, возможно и менее эффективная.

В связи со всем вышесказанным, в данной работе, будет рассмотрен путь улучшения СКУД биометрического класса. Предлагается модель СКУД, которая убирает недостатки биометрических систем при помощи использования пассивного бескон-

тактного способа идентификации по термограмме лица, создания условий ограниченных возможностей злоумышленника в процессе идентификации и проведения дополнительных тестов на наличие муляжа-маски.

1.2 Описание СКУД и процедура прохождения с учетом модели нарушителя

Предлагаемая, далее, модель СКУД характеризуется отсутствием необходимости держать в секрете биометрические образцы и подразумевает, что все алгоритмы в системе будут полностью открыты и известны злоумышленнику. Но злоумышленник, все равно, не сможет пройти через такую систему, даже имея все данные в своих руках.

СКУД включает в себя два отсека, состоящие из двух дверей каждый (тамбур). Первый отсек используется для проведения процедуры идентификации, а второй для размещения всех вещей (кроме носимой одежды) и металлических предметов. Во избежание размещения человека в отсеке для вещей, могут быть предусмотрены малогабаритные ячейки, также, возможен вариант без использования отсека для размещения вещей.

Первая дверь первого и второго отсека открывается по предъявлению атрибутивного ключа электронного замка. Вторая дверь первого отсека открывается после успешной процедуры биометрической идентификации или при помощи только одного возможного мастер-ключа владельца системы в аварийном режиме, вторую дверь второго отсека можно открыть изнутри защищаемой комнаты, нажав на кнопку.

Чтобы открыть двери в аварийном режиме, владелец системы должен предъявить свой личный атрибутивный ключ для первой двери и единственный мастер-ключ для второй. Электронный замок для мастер-ключа обязательно является скрытым и бесконтактным. Данный замок может открываться одновременно только одним ключом. Существует возможность генерации нового мастер-ключа.

Также, в первом отсеке предусмотрены защитные системы для оборудования в виде прозрачной пуленепробиваемой конструкции для движущихся оптических камер, плотно закрепленного объектива тепловизора и других вспомогательных систем на передней панели устройств.

В первый отсек монтируются датчики давления, фиксирующие попытки нарушения целостности защитной конструкции и инициализирующие, в этом случае, процесс блокировки системы. Система блокируется до ее ручного повторного включения владельцем системы при помощи мастер-ключа, после проверки целостности всех компонентов системы. Не блокируется только дверь, которая является внешней по отношению к защищаемой комнате, для обеспечения возможности беспрепятственного выхода. Но в некоторых случаях, может быть эффективна блокировка злоумышленника в тамбуре, без открытия выходной двери.

Во втором отсеке может быть предусмотрен механизм проверки камеры на пустоту, а также, обязательно должна быть обеспечена возможность выхода в результате случайного закрытия двери. В таком случае, открывается только та дверь со стороны которой был осуществлен вход.

Автоматизированная система управления СКУД находится внутри защищаемой комнаты. Наружу выходит только кабель электрического питания. Если происходит отключения света, то система переходит на автономное питания, блокирует все двери и выключается, до возобновления подачи электроэнергии.

Рассмотрим процедуру прохождения СКУД.

1) На этапах 1-5 (Рисунок 1.1), происходит открытие внешней двери второго отсека атрибутивным ключом электронного замка, автоматическое открытие двери, вход, оставление всех вещей (кроме носимой одежды) и неметаллических предметов, выход, автоматическое закрытие двери и переход к первому отсеку.

2) На этапах 6-9 (Рисунок 1.1), происходит открытие внешней двери первого отсека атрибутивным ключом, автоматическое открытие двери, вход, автоматическое закрытие двери.

3) На этапе 10 (Рисунок 1.1), запускается механизм проверки наличия металлических предметов. Если металлические предметы отсутствуют, то система переходит

к определению количества вошедших людей. Иначе, система отказывает в начале определения количества вошедших людей, просит убрать металлические предметы и повторить процедуру прохождения СКУД.

4) Запускается механизм определения количества вошедших людей. Система загружает уникальную 3D-модель формы тела человека, определяя ее по атрибутивному ключу. Система сообщает о необходимости фиксации положения тела до открытия внутренней двери первого отсека. Проверка осуществляется за счет датчиков движения (Рисунок 1.2, слева), установленных на передней панели устройств. При помощи боковых оптических камер (Рисунок 1.2) происходит сканирование и построения 3D-модели формы тела человека. Если оказывается, что, с допустимыми погрешностями на одежду, в первый отсек зашел один человек, то система переходит к процессу идентификации. Иначе система отказывает в начале идентификации, просит покинуть помещение постороннему лицу или лучше фиксировать положение тела перед повторением процедуры прохождения СКУД.

5) Запускается механизм идентификация человека по термограмме лица. Перед началом процесса идентификации передняя панель устройств (Рисунок 1.2, слева) перемещается на уровень головы человека. Если процесс идентификации завершается успешно, то система переходит к процессу проверки на наличие муляжа-маски. Иначе система отказывает в начале проверки на наличие муляжа-маски, просит лучше фиксировать положение тела перед повторением процедуры прохождения СКУД или говорит о предъявлении некорректного биометрического ключа.

6) Запускается механизм проверки на наличие муляжа-маски. Система просит улыбнуться и с помощью двух высокоскоростных камер, слева и справа на передней панели устройств (Рисунок 1.2, слева), производит построение и динамическое сравнение изменения рельефа 3D-модели лица от левого до правого уха, по верхней части скул и носу, вместе с движением и рельефом ушей, по заранее известной биометрической характеристике динамики изменения лица данного человека. Данный тест, в отличии, от идентификации по термограмме лица, является менее точным и может иметь значительно большую погрешность в измерении, не достаточную для иденти-

фикации, но достаточную для определения наличия муляжа-маски. Если процесс проверки на наличие муляжа завершается успешно, то система открывает внутреннюю дверь первого отсека, этап 11 (Рисунок 1.1). Иначе система отказывает в открытии двери, просит лучше фиксировать положение тела перед повторением процедуры прохождения СКУД или говорит о наличии муляжа-маски.

7) На этапе 12-17 (Рисунок 1.1), происходит забор вещей, оставленных во втором отсеке. Дверь открывается без атрибутивного ключа по нажатию кнопки. Это процедура является обязательной, потому что, пока не произойдет первичный забор вещей, следующий входящий в защищаемое помещение человек не сможет инициировать начало процедуры прохождения СКУД. Здесь могут быть другие варианты при использовании системы проверки ячейки на пустоту.



Рисунок 1.1 – Процедура прохождения в защищаемое помещение

Построим модель нарушителя. Нарушитель может владеть всеми данными о работе системы, а также, связкой пары из атрибутивного ключа и высокотехнологичной муляжа-маски, которую он может одеть на себя, и на ней будет изображен биометрический образец другого человека. Также предполагается, что у злоумышленника нет

способов кроме, как муляж-маска, потому что все остальные способы отсеиваются на ранних этапах.

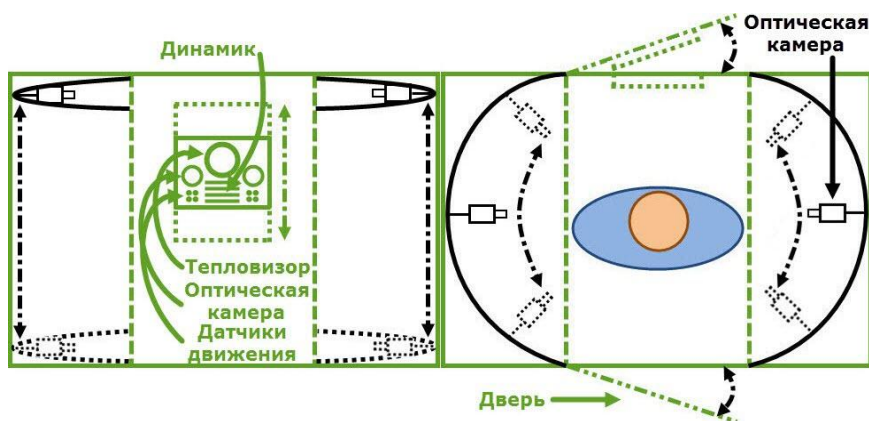


Рисунок 1.2 – Внутреннее устройство первого отсека

Данный нарушитель, теоретически, сможет пройти все этапы идентификации, кроме проверки на наличие муляжа-маски, потому что динамика изменения мимики человека уникальна и разработать муляж-маску, которая повторяла бы всю последовательность движений мышц лица практически невозможно без значительного нарушения формы 3D-модели лица и/или использования металлических предметов.

1.3 Построение концептуальной модели алгоритма идентификации по термограмме лица

Концептуальная схема на Рисунок 1.3 отображает абстрактный вид алгоритма, который будет использован для дальнейшей разработки программы идентификации человека по его отличительным особенностям, заложенным самой природой (биометрия [1]), а именно, по термограмме лица.

На Рисунок 1.3 отображены пять условных этапов, которые соответствуют главным задачам программы распознавания по лицу в инфракрасном диапазоне.

Первый этап включает в себя предварительную обработку изображения. Здесь основной функцией алгоритма является определение и отделение овала лица, т.е. «исходного биометрического образца» [1] человека от фонового изображения – инфор-

мации, которая не будет участвовать в процессе идентификации, потому что она никак не относится к распознаваемому объекту. Эти данные лишь замедлят, усложнят и уменьшат вероятность корректного распознавания.

Процесс автоматизации отделения овала лица от остального изображения будет основываться на общих отличительных особенностях для любого изображения лица человека в инфракрасном диапазоне. Необходимо, чтобы уникальные параметры овала любого лица человека состояли из нескольких подобных отличительных признаков.

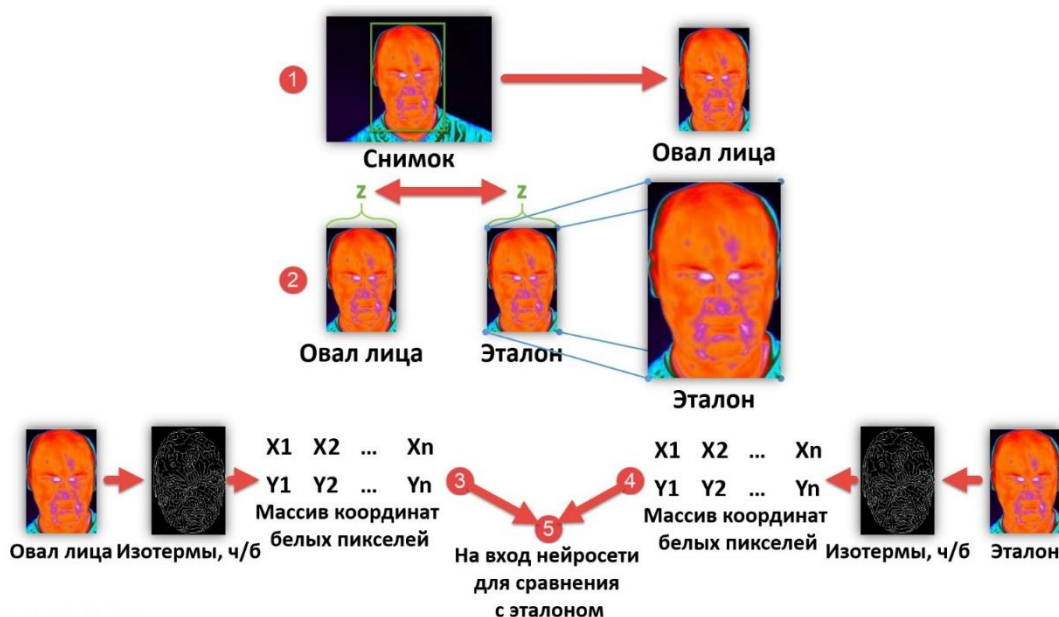


Рисунок 1.3 – Абстрактная модель алгоритма идентификации по термограмме лица

Определить овал лица можно, например, сначала сфокусировавшись на объектах изображения, имеющих температуру тела человека. Лицо не будет покрыто одеждой. Иначе, оно сразу же привлечет к себе внимание, либо, просто, не сможет пройти процесс идентификации.

Задний фон должен быть контрастным к температуре лица человека, чтобы можно было их различить. Чаще всего общий фон холоднее, но главное, чтобы он не был близко или внутри диапазона температуры лица человека. Это обязательно необходимо учитывать при размещении и использовании подобных систем идентификации.

Но этого явно недостаточно, аналогичной температурой могут обладать: остальные открытые части тела человека, животные, технические средства и другие объекты. Поэтому, имеет смысл проводить дальнейшее определение овала лица, например, по геометрическим особенностям: округлое, продольно вытянутое.

Затем, произвести окончательную проверку того, является ли выделенный объект овалом лица или нет. Для этого, можно использовать уникальные тепловые зоны или «контрольные точки» [2] на лице человека, которые всегда имеют определенную форму, остаются контрастными по отношению к другим элементам овала лица и имеют закономерность в расположении. Например, это могут быть две круглые зоны между краями глаз и носом [13].

Данный этап является очень важным, но при создании и исследовании эффективности работы алгоритма, на начальном этапе, его можно упустить. Необходимый материал изображений овала лица можно получить путем ручной обработки, произведя отделения его от общего фона, и, лишь потом, автоматизировать данный процесс для динамического получения образцов из видеопотока.

Второй этап включает в себя масштабирование отснятого ранее «биометрического шаблона» [1] лица до размеров полученного овала лица. Чем ближе будет отснятый овал лица по качеству к «биометрическому эталону» [14], тем точнее программа сможет произвести «верификацию» [2], определить его принадлежность к конкретному человеку.

Третий и четвертый этап заключается в выделении изотерм лица [15]. Это минимизирует количество информации без потери отличительных признаков (закономерностей) и увеличит скорость распознавания. Произвести выделение подобного рода можно с помощью методов определения «контурных признаков» на изображении с настройкой пороговой чувствительности, например, используя нелинейные методы: оператор Кирша [16], Собеля, Лапласа, Робертса [10] или другие [17-24].

Последний этап заключается в предоставлении данных категориального типа (конечное множество вариантов) развертки бинарного изображения в линейный массив в нейронную сеть для принятия вероятностного решения о соответствии полученного «изображения лица» [2] отмасштабированному «контрольному шаблону» [1].

Другими словами, нейронная сеть должна будет после «автоматического обучения» [25] на отмасштабированном «биометрическом шаблоне» [1] лица человека в инфракрасном диапазоне произвести его «биометрическую идентификацию» [25].

2 АНАЛИТИЧЕСКИЕ СПОСОБЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ НА ТЕРМОГРАММАХ

2.1 Обработка и представление исходных данных термограмм

Данные с инфракрасных датчиков могут поступать в систему распознавания в виде массива температур (Рисунок 2.1) или графической информации с уже существующей картой градиента.

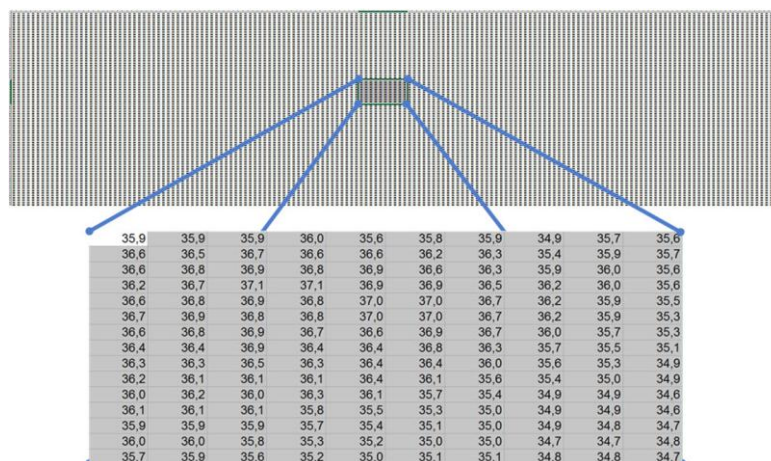


Рисунок 2.1 – Массив температур

В случае массива температур осуществляется наложение цветной карты градиента на выбранный заранее диапазон (Рисунок 2.2). Этот вариант предпочтительнее, потому что в таком случае не придется калибровать все остальные параметры системы под уже готовую карту градиента. Существует возможность отобразить информацию из массива температур так, как нам удобно, а именно, в карту градиента, под которую алгоритм уже был настроен.

Этап представления входного массива температур на множество цветов из 24 бит информации является важным, поскольку, он сможет обеспечить контрастное чередование из 7 зон с разной температурой после преобразования в режим grayscale, а это, в свою очередь, позволит выделить 7 уровней изотерм.

Если мы произведем наложение температур на множество grayscale 8 бит (от 0 до 255) сразу, то получим плавный переход от черного к белому без чередования зон.

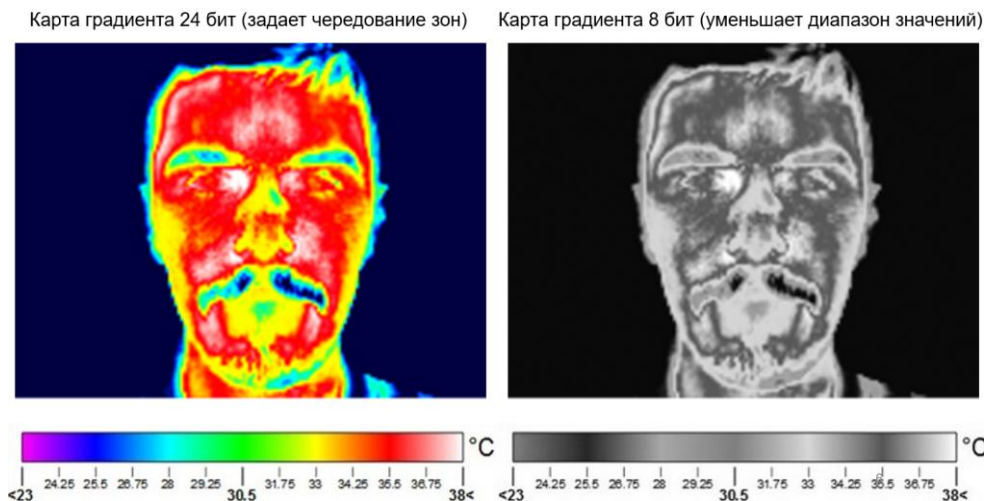


Рисунок 2.2 – Пример наложения карты градиента

Как выглядит карта градиента после преобразования множества цветного изображения из 24 бит на множество grayscale из 8 бит указано на Рисунок 2.3. Здесь можно увидеть 7 чередующихся зон (уровней изотерм), для которых границей будет являться переход из одного цвета в другой: фиолетово-синий, сине-голубой, голубой-зеленый, зелено-желтый, желто-красный, красно-белый.

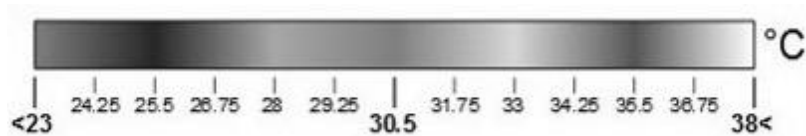


Рисунок 2.3 – пример преобразования в grayscale 8 бит

Для исследований использован grayscale Qt 8 бит. Перевод в него из цветной карты градиентов (RGB) термограммы осуществляется в соотношении 34,4% красного, 50% зеленого и 15,6% синего (Рисунок 2.4) по формуле $(11 * R + 16 * G + 5 * B) / 32$.

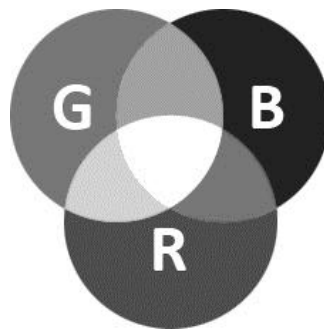


Рисунок 2.4 – Оттенки серого в режиме Grayscale 8 бит Qt

Можно заметить особенность, что зеленый и фиолетовый цвета при таких пропорциях будут одинаковы. Но практически всегда в карте градиента изотерм зеленый и фиолетовый цвет разнесены более чем на два, поэтому условие чередования цветов выполняется. Но, все равно, есть возможность наложить другую карту градиента на исходное изображения, либо изменить пропорции преобразования в режим grayscale (Рисунок 2.5) и исследовать результат работы при таких режимах.



Рисунок 2.5 – Сравнение разных пропорций преобразования RGB в grayscale

При определении контура изотерм не является существенно важным, как происходит преобразования в grayscale, с какими пропорциями RGB. Главное, чтобы переходы из одного основного цвета в другой образовывали чередование интервалов возрастания и убывания белого цвета. Так как, в итоге, мы получаем монохромное изображение, которое говорит нам лишь о наличии или отсутствии цвета. Уникальные контура изотерм будут получаться, но качество, вид контуров изотерм и количество снимков с разными парами порогов для одного исходного изображения может изменяться. Поэтому стоит, в будущем, исследовать и некоторые другие режимы.

Для наименьшего количества снимков с разными парами порогов одного исходного изображения можно использовать пропорции цветов 33-34-33, тогда каждому основному цвету RGB будет обеспечен один из двух типов равномерно распределенных интервалов значений, кроме белого. А в случае, например, пропорций 30-59-11 (Photoshop) основные 7 цветов будут иметь разные цветовые значения.

Теоретически, есть возможность работать и с цветным изображением, без его преобразования в grayscale 8 бит. Например, если мы зададим разные диапазоны чередования переходов для цветного изображения, рассматривая его, как число из 24 бит, то получим точно такой же эффект, как и в случае изображения в grayscale 8 бит. При этом, появится возможность увеличивать и уменьшать количество уровней изотерм, не используя фиксированные 7 областей из основных цветов.

В данной работе используется промежуточный этап преобразования в grayscale 8 бит. В этом случае, конечно, мы жертвуем гибкостью настройки системы, отображая множество из 24 бит на множество из 8 бит из 7 уровней изотерм, но этого должно быть достаточно для осуществления калибровки и выделения контуров изотерм. Мы получаем более универсальный и модульный алгоритм из стандартных преобразований без излишней информации.

При уже выбранном эффективном варианте работы алгоритма в ходе завершеного исследования, можно будет оптимизировать и расширить его гибкость за счет задания диапазонов чередования переходов на цветном изображении или, в случае, использования grayscale 16 бит. Но сейчас, когда мы исследуем несколько способов определения изотерм на термограммах лица, мы не сможем произвести данные изменения. В случае выделения изотерм при помощи определения контурных признаков в один этап, в некоторых случаях, возможно переполнение, если мы будем использовать множество отличное от 8 бит (например, следующее множество из 16 бит), потому что мы применяем возведение во вторую степень числа и производим суммирование.

2.2 Методы определения контурных признаков

В работе были использованы следующие нелинейные методы построения контуров изображения. Вычисление нового значения пикселя изображения происходит решением матрицы-свертки в двух направлениях D_1 и D_2 относительно исходного пикселя, расположенного в центре. Далее получаем D в соответствии с Рисунок 2.6.

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0 & +2 & +3 & +2 & 0 \\ +2 & +8 & +14 & 0 & -2 \\ +3 & +14 & 0 & -14 & -3 \\ +2 & 0 & -14 & -8 & -2 \\ 0 & -2 & -3 & -2 & 0 \end{bmatrix} *A, D_2 = \begin{bmatrix} 0 & +2 & +3 & +2 & 0 \\ -2 & 0 & +14 & +8 & +2 \\ -3 & -14 & 0 & +14 & +3 \\ -2 & -8 & -14 & 0 & +2 \\ 0 & -2 & -3 & -2 & 0 \end{bmatrix} *A, D = \sqrt{D_1^2 + D_2^2}$$

Рисунок 2.6 – Оператор Хрящёва

Аналогичные вычислительные операции производятся и для методов получения контурных признаков на: Рисунок 2.7, Рисунок 2.8, Рисунок 2.9.

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10 \\ -3 & 0 & +3 \end{bmatrix} *A, G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ +3 & +10 & +3 \end{bmatrix} *A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Рисунок 2.7 – Оператор Шарра.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} *A, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} *A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Рисунок 2.8 – Оператор Собела

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} *A, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} *A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Рисунок 2.9 – Оператор Прюитта

В случае алгоритма Робертса аналогичные вычисления проводятся относительно выделенного желтым цветом пиксела на: Рисунок 2.10, Рисунок 2.11.

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} *A, G_y = \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} *A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Рисунок 2.10 – Оператор Робертса

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, A' = |a_{11} - a_{22}| + |a_{12} - a_{21}|$$

Рисунок 2.11 – Оператор Робертса (ускоренный вариант)

В случае метода вычисления контуров при помощи лапласиана достаточно просто вычислить матрицу свертки относительно центрального пикселя (Рисунок 2.12).

$$\nabla^2 = \begin{bmatrix} 0 & +1 & 0 \\ +1 & -4 & +1 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix} * A$$

Рисунок 2.12 – Лапласиан

Для операторов Кирша (Рисунок 2.13) и Робинсона (Рисунок 2.14) вычисление нового значения пикселя происходит относительно центрального пикселя матрицы свертки. Данная операция повторяется 8 раз (8 круговых направлений градиента) с другими матрицами и окончательное значение пикселя будет равно одному максимальному из множества чисел, полученного при вычислении всех 8 матриц свертки.

$$\begin{array}{cccc}
 \begin{array}{c} k_0 \\ E = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_1 \\ NE = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_2 \\ N = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_3 \\ NW = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \end{array} \\
 \begin{array}{c} k_4 \\ W = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_5 \\ SW = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_6 \\ S = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} k_7 \\ SE = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix} \end{array}
 \end{array}$$

Рисунок 2.13 – Оператор Кирша

$$\begin{array}{cccc}
 \begin{array}{c} r_0 \\ E = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_1 \\ NE = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_2 \\ N = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_3 \\ NW = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix} \end{array} \\
 \begin{array}{c} r_4 \\ W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_5 \\ SW = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_6 \\ S = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \end{array} &
 \begin{array}{c} r_7 \\ SE = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \end{array}
 \end{array}$$

Рисунок 2.14 – Оператор Робинсона

При обработке любым из вышеописанных способов возникают проблемы на краях изображения, так как матрица свертки выходит за его границы (Рисунок 2.15).



Рисунок 2.15 – Выход за предел изображения матрицы свертки

Данную проблему можно решить в двух принципиальных направлениях.

Заменить черным цветом границу, преобразование которой невозможно, не вычисляя для нее матрицу свертки;

Произвести увеличение изображения на величину необходимую для обеспечения вычисления матрицы свертки для всех пикселей исходного размера изображения и обрезать преобразованное изображение до размеров исходного (Рисунок 2.16).

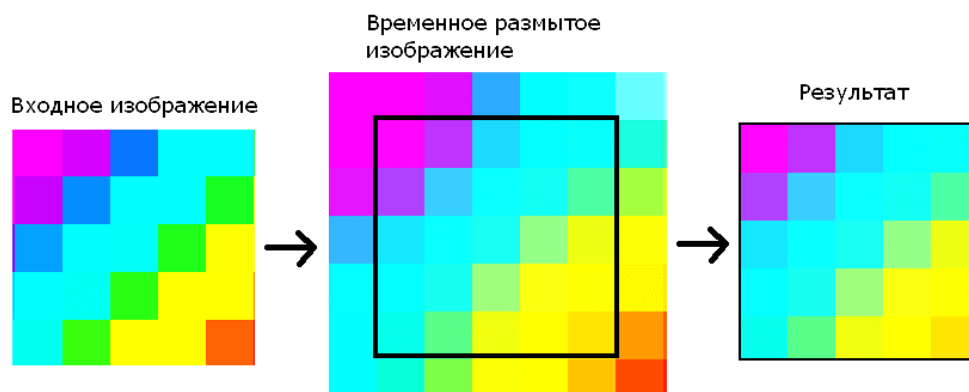


Рисунок 2.16 – Увеличение изображения для корректного вычисления матрицы свертки на границе изображения

В ходе исследования было проведено собственное измерение времени работы каждого алгоритма. При прочих равных условиях, на Таблица 2.1 показана скорость работы алгоритмов относительно друг друга. Все алгоритмы запускались на одном и том же компьютере с одинаковой конфигурацией.

Размер изображения, на котором проводились замеры был намеренно больше (2334x1086 пикселей), чем используемое изображение с разрешением 100x40 пикселей для распознавания, чтобы легче увидеть и проанализировать разницу в скорости работы методов.

Таблица 2.1 – Сравнительный анализ скорости работы алгоритмов выделения контурных признаков

Оператор Хрящёва, мс	Оператор Шарра, мс	Оператор Собела, мс	Оператор Прюитта, мс	Оператор Робертса, мс	Оператор Робертса (быстрый), мс	Оператор Лапласа (лапласиан), мс	Оператор Кирша, мс	Оператор Робинсона, мс
1103	453	452	445	240	218	238	1805	1379

2.3 Выделение изотерм на термограммах

2.3.1 Способ в один этап

Данный способ включает в себя выделении всех цветовых перепадов на изображении. Для этого необходимо использовать один из методов определения контурных признаков, рассмотренных выше.

После преобразования исходного изображения его необходимо монохромизировать для того, чтобы можно было корректно определить пороги.

Монохромное изображение отображает то, что будет «видеть» и анализировать для принятия вероятностного решения нейронная сеть. Без выставления порогов, при включении монохромного режима, получится практически сплошное белое пятно, которое не только автоматизированной нейронной сети, но и человеку различить невозможно. Для решения этой проблемы необходимо задать пороги отфильтровав слабые и сильные градиенты пока не получатся четкие контура, которые будут характеризовать уникальный тепловой изотермический рисунок человека.

В ходе исследования выяснилось, что задавать пороги можно статично, один раз и для любого изображения лица. Они будут давать схожие по качеству результаты и выделять хорошие контура изотерм овала лица.

Итоговые преобразования с указанными значениями выставленных порогов представлены на Рисунок 2.17, Рисунок 2.18, Рисунок 2.19. Слева-направо, сверху-вниз: исходное изображение, значение выставленный порогов, оператор Хрящёва, оператор Шарра, оператор Собела, оператор Прюитта, оператор Робертса, оператор Робертса (быстрый), оператор Лапласа (лапласиан), оператор Кирша, оператор Робинсона, режим grayscale 8 бит.

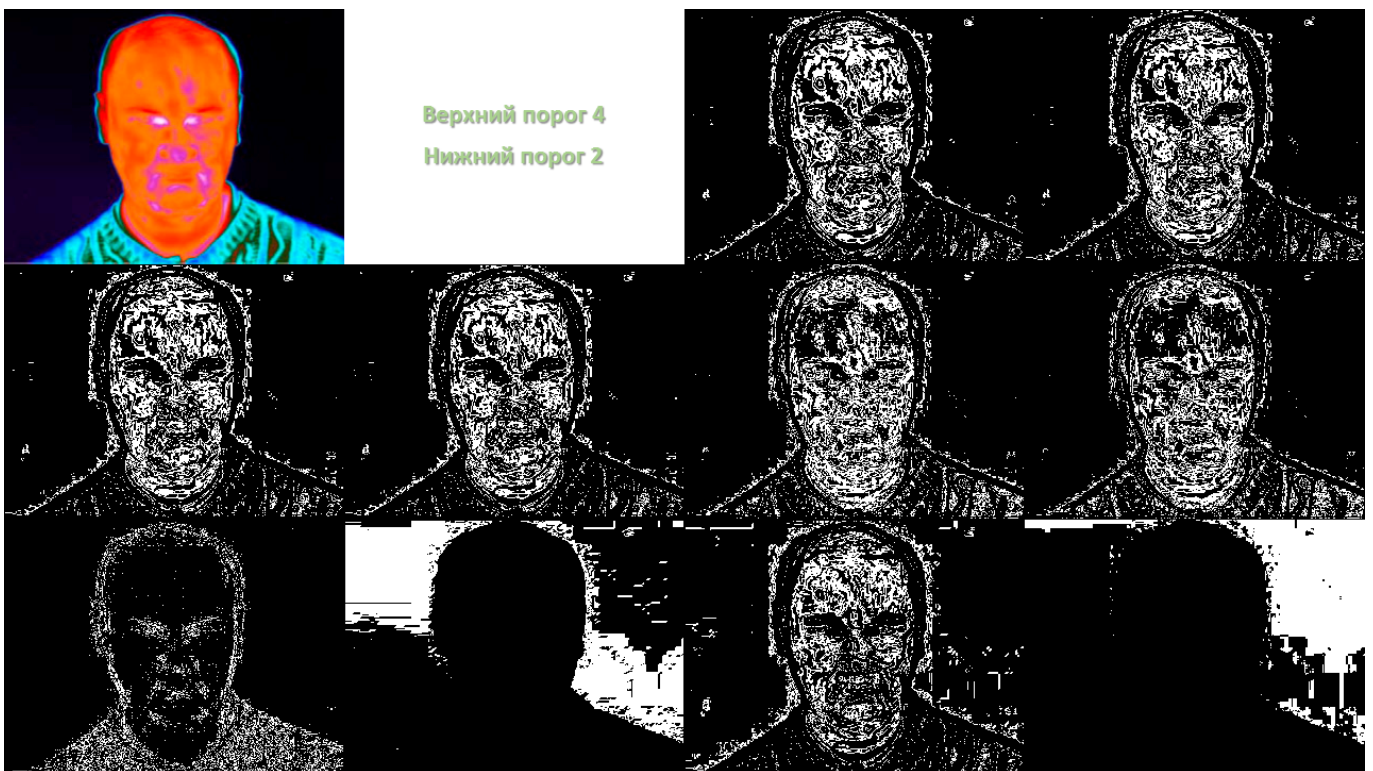


Рисунок 2.17 – Пример определения контурных признаков овала лица в один этап разными алгоритмами определения контурных признаков

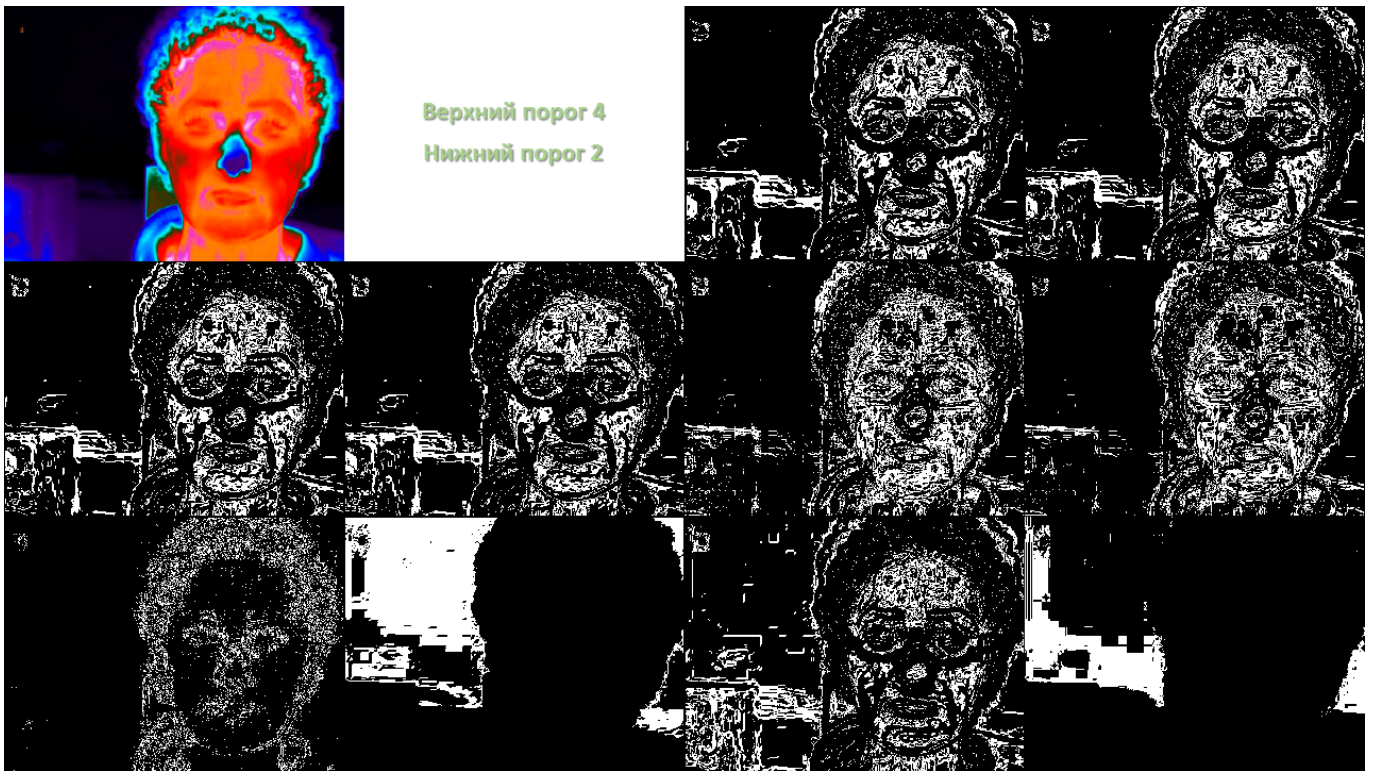


Рисунок 2.18 – Пример определения контурных признаков овала лица в один этап разными алгоритмами определения контурных признаков

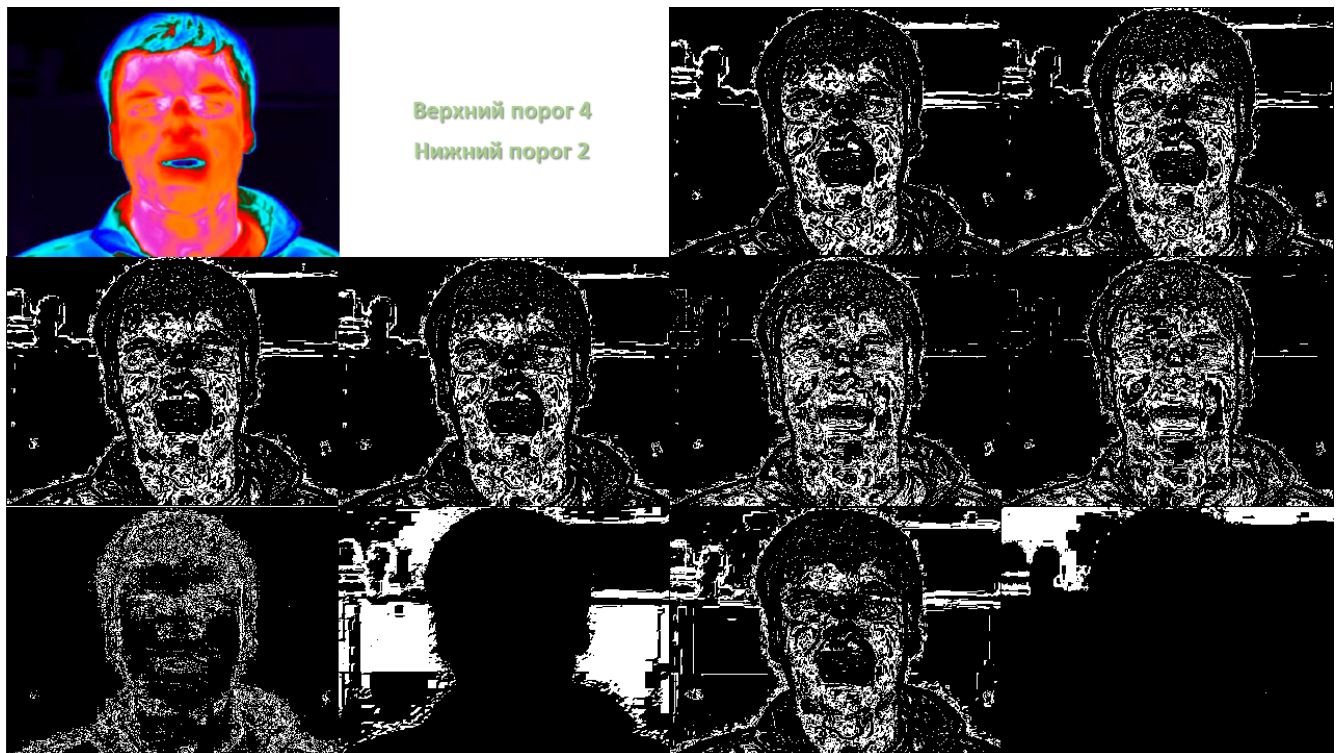


Рисунок 2.19 – Пример определения контурных признаков овала лица в один этап разными алгоритмами определения контурных признаков

2.3.2 Способ в два этапа

Выделение контурных признаков в два этапа отличается от первого способа. После получения исходного изображения оно переводится в grayscale 8 бит без построения контуров исходного изображения и обязательно всегда монохромизируется. Для данного изображения в режиме grayscale 8 бит задаются пороги для выделения изотерм и только потом производится построение контурного изображения.

В ходе исследования выяснилось, что наиболее эффективным способом выделения контуров, в данном случае, будет метод оператора Робертса (быстрый), потому что изображение, по которому строятся контура является монохромным и уже имеет четкий рисунок изотермических областей.

Результаты работы способа в два этапа и значение порогов на этапе обработки в режиме grayscale 8 бит показаны на Рисунок 2.20, Рисунок 2.21, Рисунок 2.22.

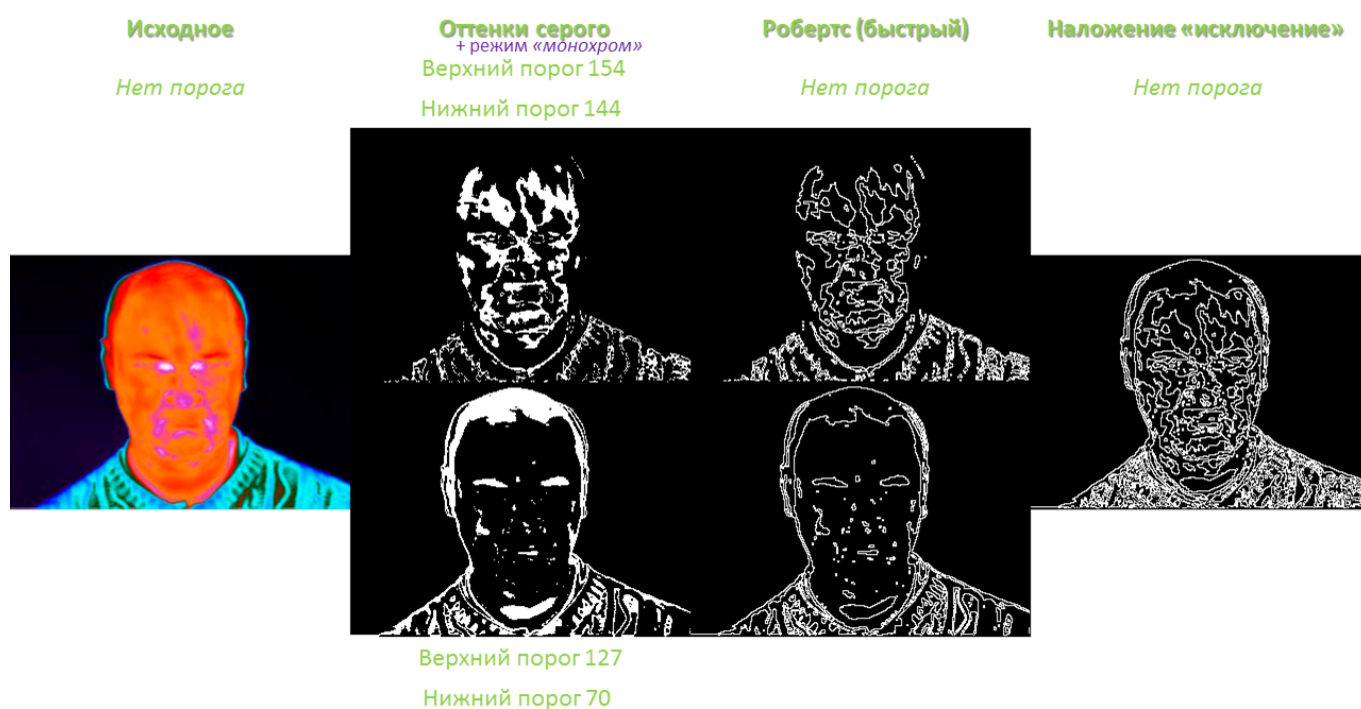


Рисунок 2.20 – Пример определения контурных признаков овала лица в два этапа



Рисунок 2.21 – Пример определения контурных признаков овала лица в два этапа

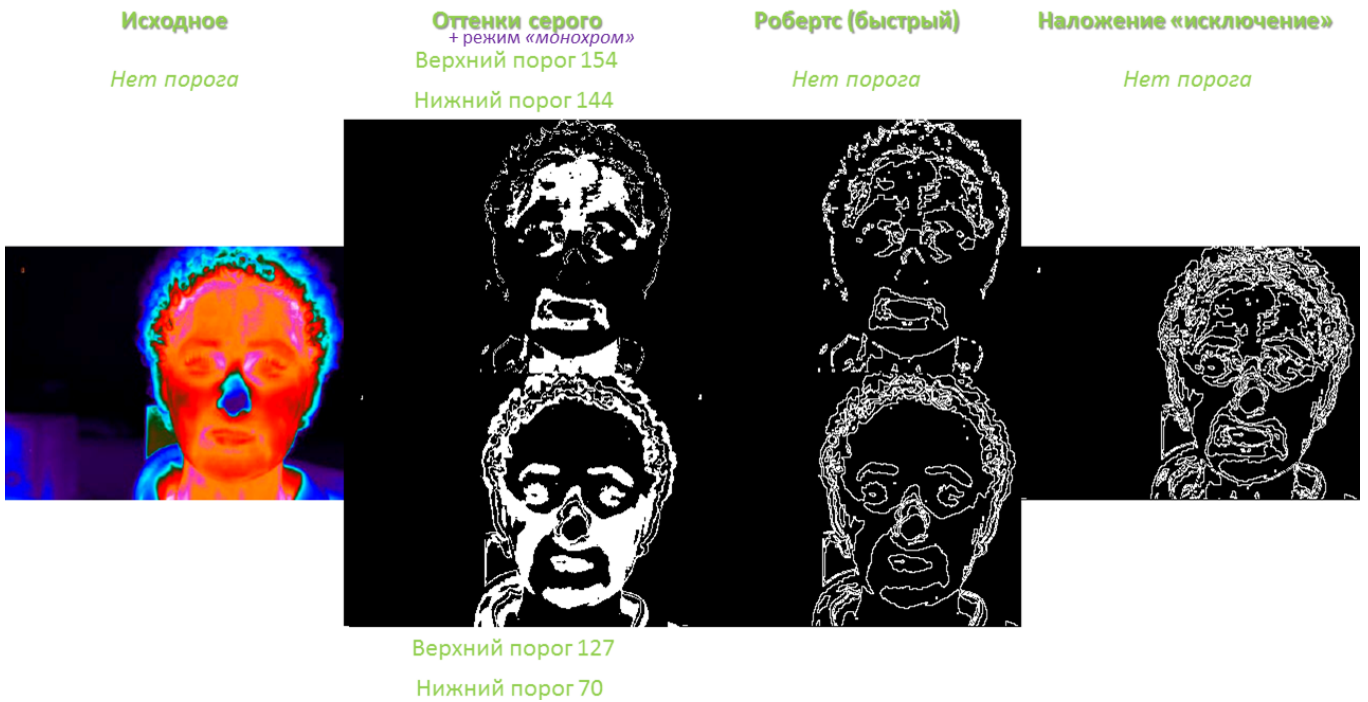


Рисунок 2.22 – Пример определения контурных признаков овала лица в два этапа

2.3.3 Изотермы открытой естественным образом части лица

Учитывая, что не все части лица естественным образом являются всегда открытыми у человека, на Рисунок 2.23, Рисунок 2.24, Рисунок 2.25 с акцентировано внимание на открытой естественными образом части лица относительно способа выделения изотерм в один этап и на Рисунок 2.26, Рисунок 2.27, Рисунок 2.28 относительно способа в два этапа. В такую область входят: глаза ниже бровей, нос, верхняя часть скул.



Рисунок 2.23 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в один этап



Рисунок 2.24 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в один этап

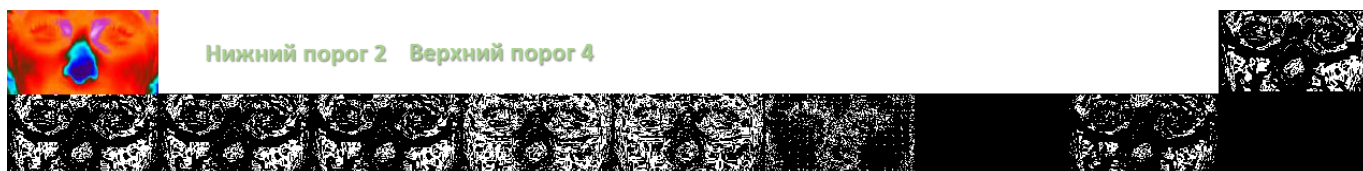


Рисунок 2.25 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в один этап разными алгоритмами определения контурных признаков



Рисунок 2.26 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в два этапа



Рисунок 2.27 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в два этапа



Рисунок 2.28 – Пример определения контурных признаков открытой части овала лица в два этапа

2.3.1 Выбор и доработка способа получения изотерм лица

В результате исследования выбран способ в два этапа определения изотерм, который дает более стабильные результаты без излишней информации. Выбранный метод был усовершенствован благодаря переходу в оттенки серого 33R-34G-33B. Доработанный метод получает из открытой естественным образом части лица практически полностью эквивалентную способу в два этапа изотерму, но всего в 2 преобразования, вместо 5 преобразований (Рисунок 2.29).



Рисунок 2.29 – Улучшенный способ в два этапа

2.4 Выбор организационной структуры нейронной сети

После проведения анализа теоретических материалов [5,7,26-30]. Удалось выделить основные типы задач, решаемые нейронными сетями:

- регрессия (на выходе непрерывное количество значений);
- классификация (на выходе дискретное количество значений);
- временные ряды (регрессия, классификация) (биржа, курс валют, зависимость от предыдущих операций);
- кластерный анализ (геолокация, привязка данных к секторам на карте).

В текущей работе решается задача классификации. Используются данные монохромного изображения в развернутой последовательности линейного массива нулей и единиц. Каждому такому изображению или группе изображений необходимо сопоставить человека, которого они характеризуют. Таким образом получается дискретное множество вариантов на выходе из нейронной сети.

Существует несколько методов решения подобных задач:

1. Многослойный персептрон (МП). Многослойный персептрон – один из наиболее популярных типов сетей, и во многих классах задач он дает максимально возможную производительность. Многослойный персептрон обучается с помощью итеративных алгоритмов, наиболее известным из которых является обратное распространение.

2. Радиальная базисная функция (РБФ). Сети на радиальных базисных функциях сочетают одиночный радиальный скрытый слой со скалярным выходным слоем. Нейроны скрытого слоя действуют как центры кластеров, группируя похожие обучающие наблюдения, а выходной слой формирует классифицирующую функцию регрессии. Так как кластеризирующее преобразование является нелинейным, линейного выходного слоя достаточно, чтобы составить в целом нелинейную функцию.

3. Вероятностная нейронная сеть (ВНС). Вероятностная нейронная сеть строит ядерную оценку класса в задачах классификации, используя обучающие наблюдения как образцы. Каждое обучающее наблюдение копируется в скрытый слой сети, который строит гауссов колокол с центром в наблюдении. Затем на выходном слое осуществляется простое суммирование ядерных оценок всех скрытых элементов.

4. Обобщенная регрессионная нейронная сеть (ОРНС). Обобщенные регрессионные нейронные сети (ОРНС) строят ядерную оценку регрессионной поверхности.

Выходная переменная обычно числовая (в задачах классификации используется вероятностная нейронная сеть (ВНС)). Как и ВНС, ОРНС имеет один скрытый элемент на каждое обучающее наблюдение. Однако, в отличие от ВНС, возможно обучить ОРНС с меньшим числом скрытых элементов, которые представляют центры тяжести кластеров известных данных. Эти центры обычно задаются с помощью Метода К-Means. Разумеется, это допустимо и для подвыборки доступных обучающих данных.

5. Самоорганизующаяся карта Кохонена (СОКК). Самоорганизующиеся карты Кохонена сильно отличаются от других сетей тем, что они предназначены в первую очередь для обучения без учителя. Обычно они обучаются с помощью алгоритма Кохонена, который не требует примеров выходной переменной в наборе данных. Однако можно использовать и другие алгоритмы расстановки центров (например, Метода К-Means), и, если отмеченная выходная переменная доступна в данных, это можно использовать, чтобы применить метки центров.

6. Линейная. Линейные нейронные сети реализуют базовую линейную модель, используемую в основном для регрессии (хотя они могут быть использованы для классификации, путем построения простого линейного классификатора). Линейные модели эквивалентны простым формам нейронной сети, без скрытого слоя. Они существуют главным образом для того, чтобы позволить сравнить линейное и нелинейное моделирование в одних и тех же условиях.

7. Сеть для кластеризации. Сеть для кластеризации на самом деле не нейронная модель, представленная в нейросетевой форме для удобства. Сеть для кластеризации состоит из множества векторов образцов, отмеченных классами (каждый вектор представлен радиальным нейроном). С помощью алгоритмов кластеризации, таких как Метода К-Means, векторы приписываются к центрам и затем отмечаются, используя ближайшие наблюдения. После отметки координаты центров могут быть точно откорректированы с помощью Обучающегося векторного квантователя.

На данном этапе было принято решение не использовать в ходе дальнейших исследований линейные нейронные сети и начать с широко распространенных МП сетей и исследовать ВНС. Результаты, полученные в процессе изучения МП сетей и

ВНС оказались достаточными и приемлемыми для использования на практике. Другие модели и конфигурации нейронных сетей тоже стоит исследовать, в будущем, с целью выявления закономерностей и более эффективной нейронной сети для повышения качества распознавания.

3 РАЗРАБОТКА И ТЕСТИРОВАНИЕ АЛГОРИТМА ИДЕНТИФИКАЦИИ ПО ТЕРМОГРАММЕ ЛИЦА

3.1 Алгоритм получение биометрических образцов из видеопотока

3.1.1 Контур объектов в температурном диапазоне человека

Первым шагом необходимо задать параметры, при которых температура тела человека будет отделена от температуры объектов, не входящих в данный диапазон. На Рисунок 3.1 показано лицо в оттенках серого без цветовых зон чередования.



Рисунок 3.1 – Карта градиента без чередования в режиме оттенков серого. Фиксированный диапазон температур от 23 до 43 для контрастирования с любым фоном ниже 31 градуса.

В ходе экспериментов удалось определить температурный диапазон от 23 до 43 градусов, который позволяет сфокусироваться на диапазоне температуры тела человека и отделить его от фона в 31°C и ниже.

На Рисунок 3.2, слева, изображено монохромное изображение лица, которое было получено после предыдущего этапа с дополнительным заданием порогов изображения в оттенках серого (39 нижний, 255 верхний). Все, что выше 31°C – белое, остальное – черное. Эти параметры могут калиброваться для получения нужного эффекта.



Рисунок 3.2 – Определение контура объектов с температурой выше 31°C

Теперь не составит труда определить контура при помощи метода Робертс (быстрый), что можно увидеть на Рисунок 3.2, по центру. Для удобства восприятия в дальнейшем (Рисунок 3.3) будет использована инверсия цветов, как на Рисунок 3.2, в правой части.

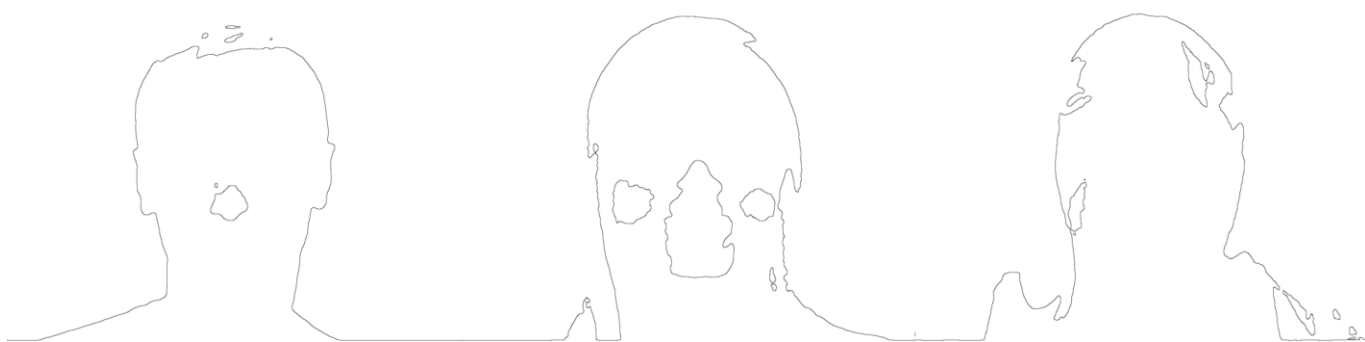


Рисунок 3.3 – Другие примеры выделения контуров объектов при температуре выше 31°C

3.1.2 Выделение овала лица

Рассмотрим ситуацию, когда необходимо распознавать несколько лиц на одном изображении (Рисунок 3.4). После определения контура объектов с температурой выше 31°C, следующим шагом является отделения овала лица от других форм контуров. Для решения поставленной задачи применяется эллипсоид, который имеет такие параметры, как: начальное положение, величина шага вбок, величина шага вниз, ширина, высота, угол наклона и толщина.

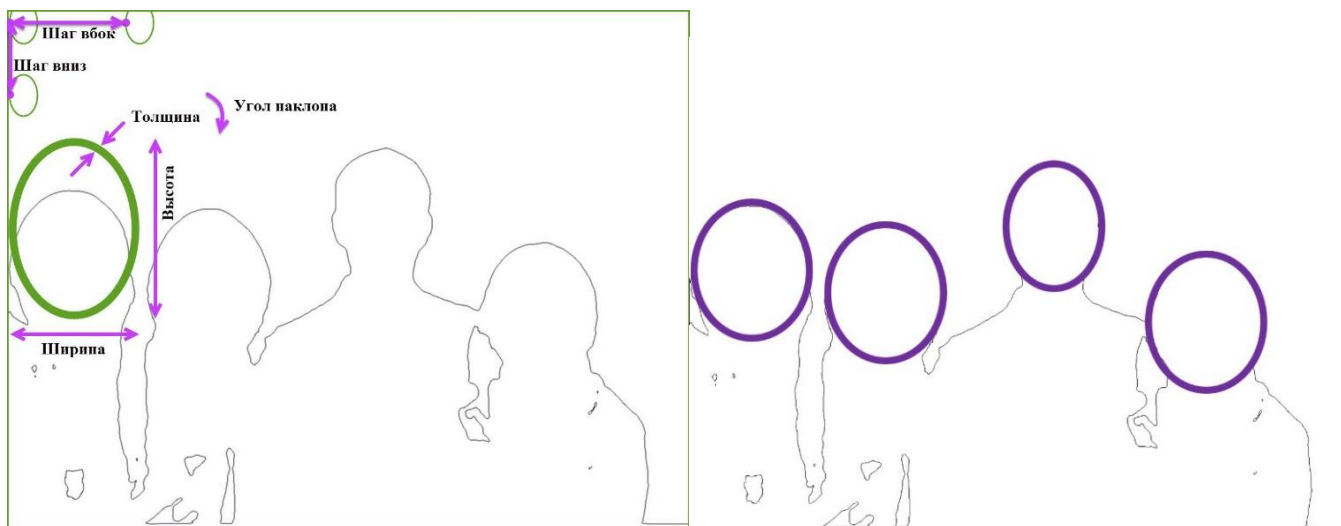


Рисунок 3.4 – Определение овала лица на изображении с несколькими лицами

Определение овала лица происходит при помощи изменения параметров, перечисленных выше в зависимости от разрешения камеры и требуемых размеров овала лица. По изображению перемещается эллипс и проверяется условие: достаточно ли количества точек контура под площадью эллипса с заданной толщиной и габаритами, чтобы утверждать, что удалось найти овал лица, совпадающий с границами используемого эллипса. Для увеличения скорости поиска можно уменьшить разрешение изображения, по которому будет осуществляться поиск.

Если условие выполняется, то мы сохраняем область изображения внутри контура эллипса для определения в нем биометрического образца, который уже будет подаваться непосредственно в нейронную сеть для распознавания.

3.1.3 Биометрический образец

Теперь, когда удалось получить контур овала лица внутри эллипса с заданными параметрами, можно приступить к определению биометрического образца.

На Рисунок 3.5 происходит нахождение центра эллипса для определения верхней границы биометрического образца. Кроме этого, осуществляется калибровочное уменьшение эллипса относительно найденного центра для повышения качества получаемых биометрических образцов. Контур эллипса будет являться левой и правой границей биометрического образца.

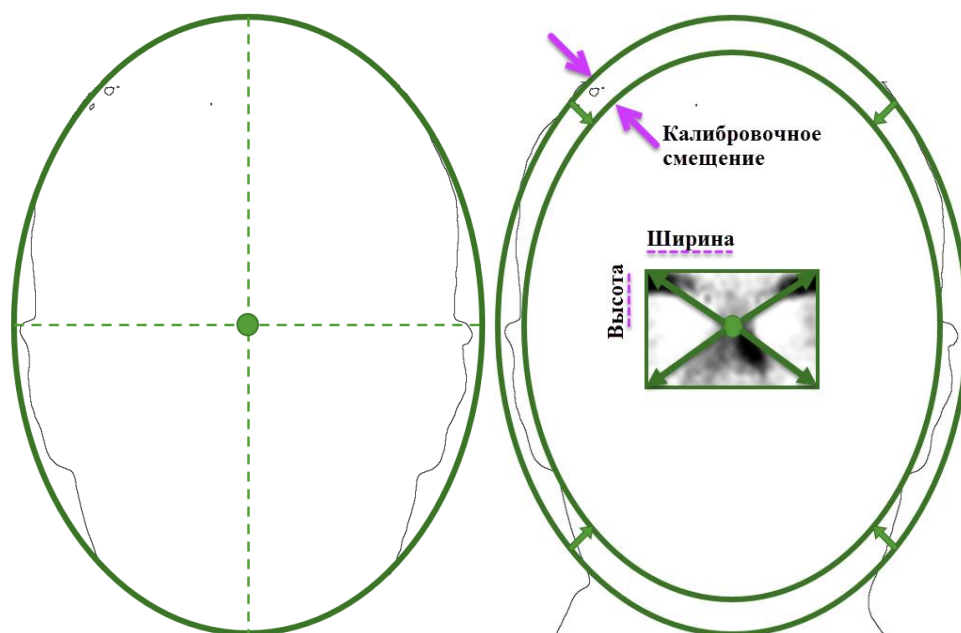


Рисунок 3.5 – Определение верхней границы биометрического образца первый этап

Установления центра эллипса явно недостаточно для того, чтобы построить верхнюю границу. Лицо человека имеет разные пропорции и, чтобы можно было обеспечить повторяемость получения биометрических образцов в динамике, необходимо более точно осуществить позиционирования опорной точки построения верхней границы биометрического образца. Для этого воспользуемся уникальными особенностями лица человека в инфракрасном диапазоне и построим область поиска двух теплых точек на крае глаз, возле носа [6], которые находятся вблизи центра эллипса, но не всегда совпадают с ним.

Данные две точки можно использовать для отбраковки ложных эллипсоидов, которые не являются овалом лица человека, что высвободит время для работы алгоритма в целом.

Определим действительное расположение верхней границы биометрического образца (Рисунок 3.6, справа). Для этого выделим на изображении в оттенках серого участки с наибольшей температурой при помощи порогов и режима монохромного изображения.

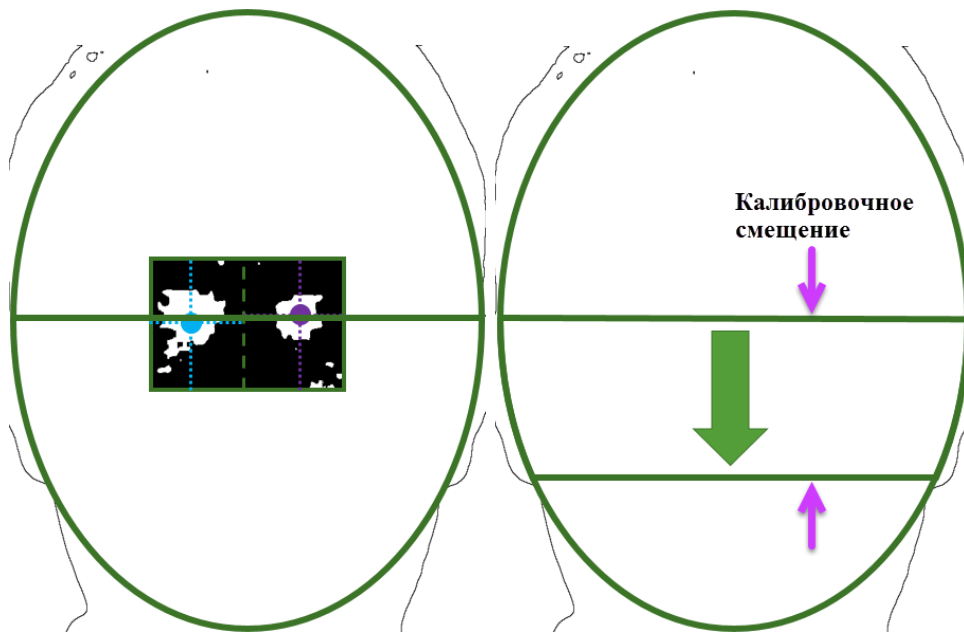


Рисунок 3.6 – Определение верхней и нижней границы биометрического образца

После этого, необходимо область поиска разделить на две части таким образом, чтобы в левой половине количество белых пикселей оказалось равным количеству в правой. Затем, еще раз повторить аналогичную процедуру по горизонтали и вертикали для левой и правой части в отдельности. Местом пересечения данных прямых будет являться координата точки для левой и отдельно для правой половины. Найдя координаты середины расстояния между ними по проекции вертикальной составляющей, которая параллельна левой и правой границе области поиска, можно провести через данную точку линию перпендикулярную боковым границам области поиска. Она и будет являться верхней границей биометрического образца. Для построения нижней границы используется калибровочное смещение вниз (Рисунок 3.6, слева).

В итоге, удалось получить окончательную границу области биометрического образца (Рисунок 3.7).

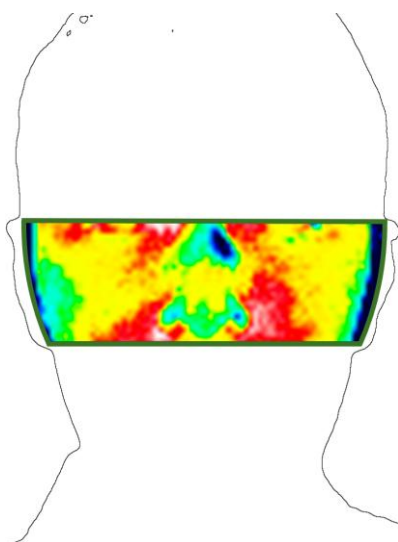


Рисунок 3.7 – Граница области биометрического образца

3.1.4 Разработанное программное обеспечение выделения контурных признаков

На Рисунок 3.8 показан интерфейс разработанной программы, с помощью которой были произведены все необходимые исследования, связанные с выделением контурных признаков, преобразований изображений в оттенки серого в разных пропорциях. Программное обеспечение осуществляет определение контурных признаков 9-ю различными способами, с реализацией возможности сохранения изображения и бинарной развертки.

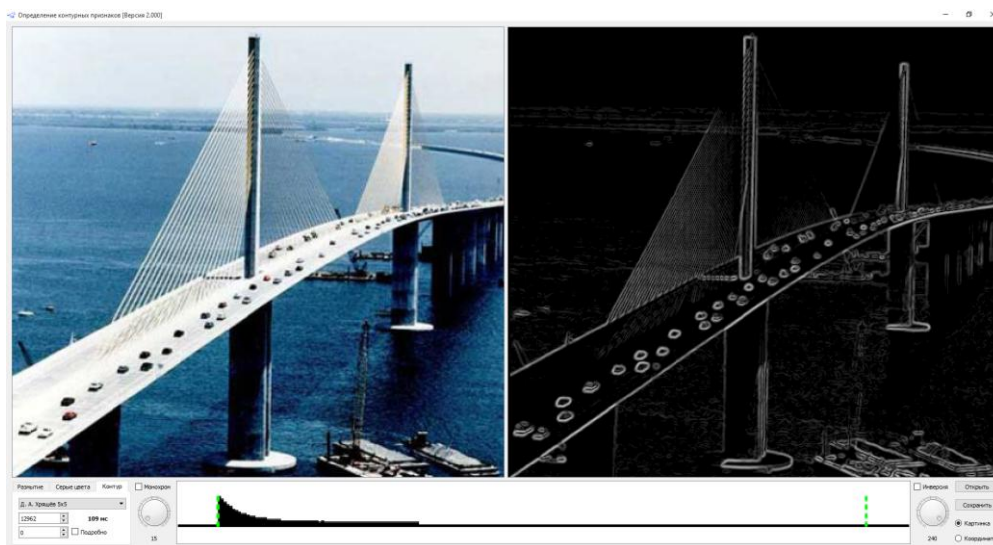


Рисунок 3.8 – Разработанное программное обеспечение для определения контурных признаков

Можно заметить, что подобные изображения имеют ощутимые различия между собой. Поэтому, необходимо провести дополнительное исследование методов повышения качества распознавания при различной степени охлаждения или нагрева температуры лица в зависимости от условий окружающей среды.

Стоит определить возможность повторения изотерм при их равномерном охлаждении или нагреве. Если данная закономерность существует, это позволит разработать эффективную методологию обучения нейронной сети, которая значительно уменьшит вероятности ложного срабатывания или не срабатывания в подобных ситуациях.

Также, можно оценить степень влияния неравномерного охлаждения или нагрева (часть лица утеплена одеждой или временные признаки ушиба после травмы лица). Оценить вероятность появления данных ситуаций, степень их влияния на уровень доверия при распознавании и время необходимое для восстановления состояния лица, при котором возможно осуществить его корректное распознавание в системе контроля доступа, с высокой долей вероятности. Определить границу того, в каких ситуациях уже необходимо будет производить повторное обучение нейронной сети в связи с весомым и постоянным характером изменений в термограмме лица.

В исследовании нейронной сети, далее в работе, при статичной выборке, образцы 22, 23, 24 (Рисунок 3.13), состоящие из нескольких образцов одного лица с разной температурой, которые соответственно рассмотрены на Рисунок 3.10, показали практически неотличимые от остальных результатов классификации уровни доверия при обучении.

На Рисунок 3.11 аналогичным образом рассмотрены два лица, которые при исследовании нейронной сети (Рисунок 3.13) соответствуют образцам 19, 21.

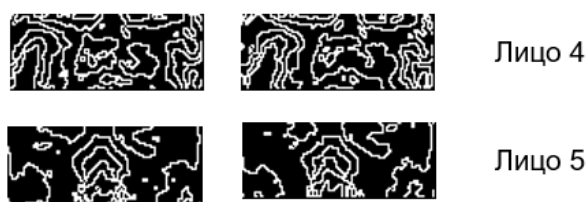


Рисунок 3.11 – Биометрические образцы лиц с минутным интервалом во времени и небольшим изменением ракурса

Если посмотреть на эти изображения изотермических рисунков лиц, которые были произведены с небольшим интервалом во времени и изменением ракурса, то можно увидеть, что они имеют ощутимо больше общих закономерностей, чем в предыдущем случае.

При исследовании нейронных сетей, результаты классификации были, также, положительными, с высоким уровнем доверия относительно других образцов. Изучение подобных ситуации позволит в дальнейшем определить необходимое количество образцов для одного лица, чтобы получить эффективную вероятность распознавания случайного предъявленного ракурса лица субъекта доступа с высоким уровнем доверия.

На Рисунок 3.12 показаны лица с полугодовым интервалом во времени, которые тоже имеют значительные различия. Но нужно учитывать, что данные результаты могут значительно измениться, после замены ручной обработки на автоматизированную и использования одного и того же прибора с неизменными настройками и калибровкой для получения образцов строго в одинаковых условиях съемки. А также с использованием карты градиента радуга, а не похожие на нее градиенты, где один или более цветов не совпадают или нарушен порядок следования цветов.

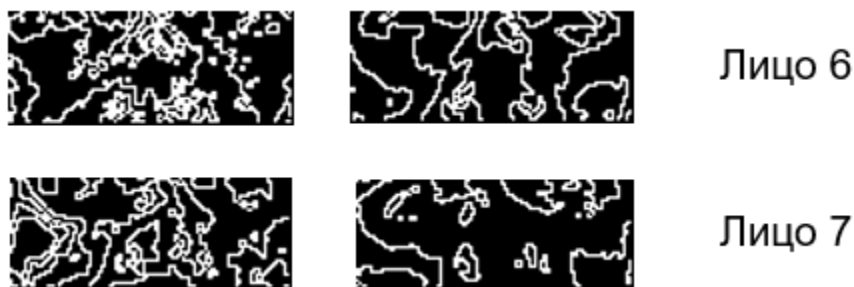


Рисунок 3.12 – Снимки лиц с полугодовым интервалом

3.3 Определение качества распознавания образцов в нейронной сети

3.3.1 Подготовка данных

После получения биометрического образца, осуществляется развертка монохромного изображения в линейный массив. Данная информация подается на вход нейронной сети.

Используя конфигурацию нейронной сети из двух скрытых слоев, было проведено исследование обучения нейронной сети при помощи разных методов обучения для случая из 20 нейронов в каждом слое (МП 4000:4000-20-20-25:1, Таблица 3.1) и 100 нейронов (МП 4000:4000-100-100-25:1, Таблица 3.2).

Таблица 3.1 – Обучение нейронной сети МП 4000:4000-20-20-25:1

Метод обучения МП 4000:4000-20-20-25:1	Ошибка обучения при 1000 эпохах	Время обучения, сек
Обратное распространение	$2,55365937587168 * 10^{-1}$	12
Метод сопряженных градиентов	$2,50224301304537 * 10^{-1}$	81
Квази-Ньютон (BFGS)	8,89999998136537	1
Быстрое распространение	$3,82962141287455 * 10^{-5}$	6
Дельта-дельта-с-чертой	$3,26027614062587 * 10^{-5}$	7

Таблица 3.2 – Обучение нейронной сети МП 4000:4000-100-100-25:1

Метод обучения МП 4000:4000-100-100-25:1	Ошибка обучения при 1000 эпохах	Время обучения, сек
Обратное распространение	$5,66559388187831 * 10^{-4}$	70
Метод сопряженных градиентов	$3,008085921217 * 10^{-5}$	4
Квази-Ньютон (BFGS)	21,3228778864177	1
Быстрое распространение	$2,90567566109727 * 10^{-5}$	34
Дельта-дельта-с-чертой	$1,22247047567691 * 10^{-6}$	47

В Таблица 3.3 произведено сравнение нейронной сети МП 4000:4000-500-500-25:1 при обучении методом «Дельта-дельта-с-чертой» из 100 эпох и гибридным способ из двух раундов обучения двумя разными методами: «Обратное распространение» из 100 эпох и «Метод сопряженных градиентов» из 500 эпох.

Таблица 3.3 – Сравнение метода «Дельта-дельта-с-чертой» и гибридного способа обучения

Конфигурация нейронной сети	Ошибка обучения	Время обучения, сек
МП 4000:4000-500-500-25:1, 100 эпох, «Дельта-дельта-с-чертой»	$1,88833587678236 * 10^{-6}$	43
МП 4000:4000-500-500-25:1, «Обратное распространение» из 100 эпох и «Метод сопряженных градиентов» из 500 эпох	$1,58283857013185 * 10^{-6}$	60
МП 4000:4000-100-100-25:1, 1000 эпох, «Дельта-дельта-с-чертой»	$1,22247047567691 * 10^{-6}$	47
МП 4000:4000-100-100-25:1, «Обратное распространение» из 100 эпох и «Метод сопряженных градиентов» из 500 эпох	$6,1289932692519 * 10^{-5}$	9

В итоге, удалось определить, что значительно меньшую ошибку обучения относительно других методов обучения, при приемлемой скорости обучения, дает метод «Дельта-дельта-с-чертой». Произведем его дальнейшее исследование при разных конфигурациях нейронной сети (Таблица 3.4).

Для обучения и проведения тестирования нейронной сети МП на 101 образце для 25 лиц после обработки улучшенным способом в два этапа, были исследованы конфигурации нейронных сетей, указанные в Таблица 3.4. Все параметры нейронной сети, которые не упомянуты заданы по умолчанию в программе STATISTICA 6.1.

Таблица 3.4 – Конфигурации и характеристики исследованных нейронных сетей МП

Многослойный перцептрон								
Метод обучения дельта-дельта-с- чертой,	Нейронов в скрытых слоях	ошибка			средняя ошибка			
		обучения (33 обра- зца)	контроль- ная (47 образцов)	тестовая (21 обра- зец)	обучения (33 обра- зца)	кон- трольная (47 обра- зцов)	тестовая (21 обра- зец)	
1	2	3	4	5	6	7	8	
20 эпох, началь- ная скорость 0.01, приращение 0.01, затухание 0.8, сглаживание 0.5	10-10	3,36	3,36	3,43	2,44	4,285	4,28	
		2,31	3,92	3,64				
		2,15	5,58	4,54				
		1,97	4,28	5,52				
	50-50	8,20*10 ⁻¹	7,93	9,35	2,05	8,09	8,33	
		4,47*10 ⁻¹	6,85	4,74				
		4,72	9,53	11,95				
		2,24	8,08	7,28				
	100-100	6,32*10 ⁻¹	10,07	9,51	1,55	11,12	11,46	
		2,35*10 ⁻¹	10,57	11,28				
		5,35	11,12	11,40				
		1,06*10 ⁻²	12,74	13,65				
	200-200	2,89*10 ⁻³	12,7	14,90	3,46	13,47	14,48	
		9,40	16,89	14,42				
		3,67	11,79	16,31				
		7,83*10 ⁻¹	12,53	12,32				
	300-300	3,4*10 ⁻²	17,46	23,46	5,77	16,34	17,08	
		7,58	12,59	10,81				
		2,18*10 ⁻¹	16,53	14,67				
		15,25	18,78	19,38				
	60 эпох, началь- ная скорость 0.01, приращение 0.01, затухание 0.8, сглаживание 0.5	100-100	8,61*10 ⁻¹	12,86	12,72	2,49	11,88	12,86
			4,54	13,00	12,20			
			4,14	11,30	13,19			
			4,44*10 ⁻¹	10,37	13,36			
200-200		11,02	14,70	15,79	3,24	16,23	15,30	
		1,97	15,71	12,44				
		3,40*10 ⁻⁵	17,13	16,35				
		5,00*10 ⁻⁵	17,38	16,64				
300-300		3,30*10 ⁻⁵	14,70	15,26	0,74	14,27	16,54	
		5,40*10 ⁻⁵	18,56	19,34				
		2,30*10 ⁻⁵	13,09	18,49				
		2,99	10,76	13,09				
400-400		1,01*10 ⁻³	12,30	12,95	5,92	14,97	16,04	
		23,70	16,10	15,65				
		3,00*10 ⁻⁵	12,87	21,94				
		2,30*10 ⁻⁵	18,62	13,65				
500-500		9,00*10 ⁻⁶	23,00	16,68	4,40*10 ⁻²	18,47	17,88	
		1,50*10 ⁻⁵	16,10	14,12				
		6,03*10 ⁻³	14,07	13,24				
		1,70*10 ⁻¹	20,73	27,48				
600-600		39,85	29,97	35,30	33,8	23,62	21,64	
		38,69	21,80	13,00				
		56,71	19,11	16,22				

Продолжение Таблица 3.4

1	2	3	4	5	6	7	8
		$3,00 \cdot 10^{-6}$	23,62	22,07			
100 эпох	400-400 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	16,54	9,41	9,18	10,33	15,22	15,28
		6,73	14,97	11,64			
		6,18	19,60	28,15			
		11,88	16,90	12,15			
	500-500 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	$1,84 \cdot 10^{-6}$	18,07	18,10	7,78	18,01	20,91
		23,08	16,34	20,41			
		$1,99 \cdot 10^{-6}$	21,90	21,30			
		8,42	15,71	17,71			
	600-600 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	$1,35 \cdot 10^{-4}$	18,23	24,41	6,68	20,47	21,57
		4,31	23,07	21,27			
		9,03	23,63	22,32			
		13,36	16,98	18,30			
	700-700 (0.008,0.00 8,0.64,0.4)	4,66	15,72	12,90	2,38	21,86	20,89
		4,85	18,06	13,81			
		$1,20 \cdot 10^{-4}$	35,82	28,38			
		$4,76 \cdot 10^{-2}$	15,86	28,47			
800-800 (0.008,0.00 8,0.64,0.4)	$3,80 \cdot 10^{-5}$	26,80	29,04	18,91	24,61	27,84	
	39,34	24,77	30,68				
	27,20	24,79	24,28				
	9,11	22,08	27,39				
500 эпох	500-500 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	6,65	18,58	15,95	7,22	17,77	19,29
		$2,23 \cdot 10^{-7}$	16,40	19,28			
		2,53	14,17	18,98			
	600-600 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	19,70	21,94	22,95	7,80	18,72	20,06
		11,26	14,95	15,21			
		$1,10 \cdot 10^{-7}$	17,20	19,54			
	700-700 (0.006,0.00 6,0.48,0.3)	19,97	25,03	23,08	2,02	32,75	33,38
		$1,31 \cdot 10^{-7}$	17,72	22,44			
		$2,08 \cdot 10^{-7}$	32,89	35,78			
$8,64 \cdot 10^{-8}$		33,25	36,02				
600 эпох	500-500 (0.01,0.01, 0.8,0.5)	$3,52 \cdot 10^{-8}$	32,24	36,43	13,32	20,41	17,30
		8,10	32,64	25,30			
		49,51	19,31	15,88			
		3,78	18,75	12,59			
		$1,09 \cdot 10^{-7}$	22,05	21,54			
		$6,47 \cdot 10^{-8}$	21,53	19,22			

В результате исследования оказалось, что наилучшие результаты показывают сети, приведенные на Рисунок 3.14.

Конфигурация нейронной сети МП, метод обучения «Дельта-дельта-с-чертой»	Ошибка обучения (33 образца)	Контрольная ошибка (47 образцов)	Переобу- чение
4000:4000-500-500-26:1, 600 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$6,47 * 10^{-8}$	21,53	есть
4000:4000-700-700-26:1, 500 эпох, 0.006,0.006,0.48,0.3	$3,52 * 10^{-8}$	32,24	есть
4000:4000-600-600-26:1, 500 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$1,10 * 10^{-7}$	17,20	нет
4000:4000-500-500-26:1, 500 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$2,23 * 10^{-7}$	16,40	нет
4000:4000-500-500-26:1, 100 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$1,84 * 10^{-6}$	18,07	нет
4000:4000-300-300-26:1, 60 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$2,30 * 10^{-5}$	13,09	нет
4000:4000-200-200-26:1, 20 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$2,89 * 10^{-3}$	12,7	-
4000:4000-50-50-26:1, 20 эпох, 0.01,0.01,0.8,0.5	$4,47 * 10^{-1}$	6,85	-

Рисунок 3.14 – Нейронные сети с наилучшими показателями

Переобучение определялось, когда на заданной эпохе обучения ошибка на контрольном множестве начинала возрастать, при этом ошибка на обучающем множестве продолжала уменьшаться. Этот момент считается концом реального или настоящего обучения, с него начинается переобучение.



Рисунок 3.15 – Определение начала переобучения

В итоге, учитывая задачу сведения к нулю вероятности прохождения несанкционированного лица через СКУД, после проведения всех экспериментов, наиболее подходящей оказалась сеть многослойного персептрона с характеристиками: МП 4000:4000-500-500-26:1 при 500 эпохах обучения методом «Дельта-дельта-с-чер-

3.3.3 Обучение нейронной сети ВНС

Для обучения и проведения тестирования нейронной сети МП на 101 образце для 25 лиц после обработки улучшенным способом в два этапа, были исследована конфигурация ВНС 4000:4000-33-26:1 с параметром сглаживания 21. Результаты работы на выборке, с рассчитанными характеристиками FAR, FRR, полностью приведены на Рисунок 3.18.

Больше? 0,08	Класс 1				Класс 2				Класс 3				
	Класс	Полученный класс	Уровень доверия	Уровень доверия с порогами	Класс	Полученный класс	Уровень доверия	Уровень доверия с порогами	Класс	Полученный класс	Уровень доверия	Уровень доверия с порогами	
1	1	1	0,14	0,14	35	21	11	0,07	69	25	25	0,10	0,10
2	2	2	0,14	0,14	36	11	11	0,07	70	25	25	0,08	0,08
3	3	3	0,13	0,13	37	11	11	0,08	71	25	25	0,08	0,08
4	4	4	0,14	0,14	38	11	11	0,08	72	25	25	0,07	
5	5	5	0,14	0,14	39	11	11	0,09	73	25	25	0,08	0,08
6	6	6	0,16	0,16	40	11	11	0,10	74	25	25	0,09	0,09
7	7	7	0,16	0,16	41	11	11	0,09	75	25	25	0,09	0,09
8	8	8	0,14	0,14	42	11	11	0,08	76	25	25	0,09	0,09
9	9	9	0,12	0,12	43	11	11	0,09	77	25	25	0,10	0,10
10	10	10	0,12	0,12	44	11	11	0,08	78	25	25	0,09	0,09
11	11	11	0,16	0,16	45	11	11	0,08	79	25	25	0,09	0,09
12	11	11	0,16	0,16	46	11	11	0,08	80	25	25	0,08	0,08
13	12	12	0,13	0,13	47	11	11	0,08	81	11	11	0,08	
14	13	13	0,14	0,14	48	11	14	0,08	82	11	11	0,08	0,08
15	14	14	0,17	0,17	49	11	11	0,08	83	11	11	0,08	0,08
16	14	14	0,15	0,15	50	11	11	0,08	84	11	11	0,08	
17	15	15	0,14	0,14	51	14	14	0,07	85	11	11	0,08	0,08
18	16	16	0,15	0,15	52	14	14	0,09	86	11	11	0,08	
19	17	17	0,14	0,14	53	14	14	0,10	87	11	11	0,08	0,08
20	18	18	0,14	0,14	54	14	14	0,09	88	11	11	0,08	
21	19	19	0,12	0,12	55	14	14	0,08	89	11	11	0,08	
22	20	20	0,16	0,16	56	14	14	0,08	90	11	14	0,08	
23	21	21	0,15	0,15	57	14	14	0,08	91	14	14	0,08	0,08
24	22	22	0,16	0,16	58	14	14	0,07	92	14	14	0,08	0,08
25	22	22	0,17	0,17	59	14	14	0,08	93	14	14	0,08	0,08
26	23	23	0,19	0,19	60	14	14	0,08	94	14	14	0,08	0,08
27	23	23	0,18	0,18	61	14	14	0,08	95	14	14	0,08	0,08
28	24	24	0,19	0,19	62	14	14	0,08	96	14	14	0,08	
29	24	24	0,18	0,18	63	14	14	0,08	97	14	14	0,08	0,08
30	25	25	0,17	0,17	64	14	14	0,09	98	25	25	0,07	
31	25	25	0,17	0,17	65	14	14	0,08	99	25	25	0,07	
32	0	0	0,48	0,48	66	25	25	0,08	100	25	25	0,08	0,08
33	0	0	0,09	0,09	67	25	25	0,08	101	25	25	0,08	
34	19	14	0,07		68	25	25	0,08					

Всего	27,00	24,00	2,00	2,00	21,00								
Правильно	25,00	24,00	1,00	1,00	21,00	FAR1	0,30	FAR1	0,10	0,50			
Ошибочно	2,00	0,00	1,00	1,00	0,00	FRR1	0,00						
% правильных	92,59	100,00	50,00	50,00	100,00	FARcp	0,15						
% ошибочных	7,41	0,00	50,00	50,00	0,00	FRRcp	0,19						

FAR2	0,00												
FRR2	0,39												
FRR2	0,50	0,50	0,48	0,17	0,29								

Рисунок 3.18 – Характеристики качества распознавания нейронной сети ВНС 4000:4000-33-26:1 с параметром сглаживания 21

Архитектура нейронной сети и результаты производительности показаны на Рисунок 3.19.

Архитектура : ВНС 4000-4000-33-26:1 , N = 3
 Производительность обуч. = 1,000000 , Контр. производительность = 0,936170 , Тест.
 производительность = 0,952381

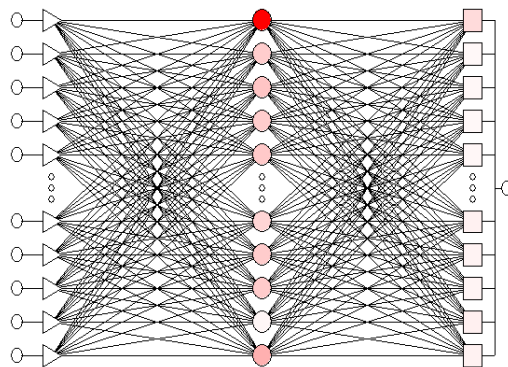


Рисунок 3.19 – Архитектура ВНС 4000:4000-33-26:1 с параметром сглаживания 21 и оценка производительности

3.3.4 Показатели FRR и FAR изотермических образцов

Сравнительную характеристику значений FAR и FRR биометрических образцов можно увидеть на Рисунок 3.20. Здесь приведены показатели с учетом сведения к нулю вероятности прохождения несанкционированного лица.

В результате исследования определения характеристики FRR и FAR для биометрических образцов	МП 4000:4000-500-500-26:1		ВНС 4000:4000-33-26:1	
	Все классы контрольных образцов	Без классов с малым количеством образцов	Все классы контрольных образцов	Без классов с малым количеством образцов
FRR, % (не пропуск санкционированного лица)	60	65	39	31
FAR, % (пропуск не санкционированного лица)	0			

Рисунок 3.20 – Сравнительные результаты оценок показателей FRR и FAR

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения работы разработан алгоритм идентификации по термограмме лица, создана и описана с учетом модели нарушителя модель СКУД повышающая надежность существующих решений и убирающая возможность использования муляжа-маски, протестированы различные режимы перехода в оттенки серого и наложения карты градиента, которые использованы для улучшения алгоритма получения изотерм лица.

Разработан и протестирован на 35 образцах метод определения контура лиц на термограммах, определены конфигурационные характеристики метода выделения овала лица под разрабатываемый алгоритм идентификации, разработан метод получения биометрического образца открытой естественным образом части лица, разработано программное обеспечение определения контурных признаков 9-ю различными способами, с реализацией возможности перехода в оттенки серого из RGB в разных пропорциях, сохранения изображения и бинарной развертки.

Протестирована работа различных матриц-сверток для определения контурных признаков, выбран лучший способ определения изотерм, который дает более стабильные результаты без излишней информации. Выбранный метод был усовершенствован благодаря переходу в оттенки серого 33R-34G-33B. Доработанный способ получает из открытой естественным образом части лица изотерму в 2 преобразования, вместо 5 преобразований.

Создана база из более чем 100 образцов изотерм, протестированы более 20 конфигураций нейронной сети МП и выбрана наиболее оптимальная сеть без переобучения и наилучшими показателями ошибки обучения и контрольной ошибки, исходя из задачи сведения к нулю вероятности пропуска несанкционированного лица, определена конфигурация вероятностной нейронной сети с наилучшими показателями FRR и FAR для тестируемой выборки.

Сформулированы направления дальнейшего развития исследований алгоритма:
– рассмотреть возможность выделение изотерм цветного изображения без преобразования grayscale 8 бит и улучшения качества распознавания при проведении аутентификации вместо идентификации;

- спроектировать методологию обучения нейронной сети в зависимости от условий окружающей среды (количество образцов и ракурсов для одного лица, диапазон рабочих температур, время повторного получения биометрического образца, степень повреждений, ухудшающее качество распознавания).
- создать программу автоматической обработки и выделения биометрических образцов матриц температур из видеопотока прибора Testo 875-1 или любого другого сенсора;
- разработка плана экспериментов, калибровка параметров алгоритма для повышения качества, стабильности выделения и распознавания биометрических образцов при их динамическом изменении;
- автоматизация процесса обучения и распознавания биометрических образцов в нейронной сети;
- доработка и калибровка в ходе использования;
- разработка полного комплекса СКУД и встраивание в него прибора распознавания.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Автоматическая идентификация. Идентификация биометрическая. Биометрический программный интерфейс. Часть 1. Спецификация биометрического программного интерфейса. ГОСТ Р ИСО/МЭК 19784-1-2007 / РОССТАНДАРТ. – М., Стандартиформ, 2009. – 117 с.
2. Автоматическая идентификация. Идентификация биометрическая. Форматы обмена биометрическими данными. Часть 5. Данные изображения лица. ГОСТ Р ИСО/МЭК 19794-5-2006 / РОССТАНДАРТ. – М., 2006. – 35 с.
3. Фисенко В. Т., Фисенко Т. Ю. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
4. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М., Техносфера, 2005. – 1072 с.
5. Боровиков В.П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных. – 2-е изд., перераб. и доп. – М., Горячая линия-Телеком, 2008. – 392 с.
6. Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки изображений. – 2-е изд., испр. – М., ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
7. Bishop С. М. Neural Networks for Pattern Recognition. – Oxford, Clarendon press, 1995. – 482 с.
8. Информационные технологии. Биометрия. Качество биометрических образцов. Часть 1. Структура. ГОСТ Р ИСО/МЭК 29794-1-2012 / РОССТАНДАРТ. – М., Стандартиформ, 2013. – 19 с.
9. Хрящёв Д. А. Об одном методе выделения контуров на цифровых изображениях // Вестник АГТУ. Сер.: Управление, вычислительная техника и информатика. – № 2. – 2010. – С. 181–187.
10. Претт У. Цифровая обработка изображений / перевод с англ. Д. С. Лебедева. – М., Мир, 1982. – 2 т. – 480 с.
11. Ворона В.А., Тихонов В.А. Системы контроля и управления доступом / Серия «Обеспечение безопасности объектов», выпуск 2. – М., Горячая линия-Телеком, 2010. – 272 с.

12. Раков И., Шмелев П. Системы контроля и управления доступом: куда идем? / Суконщиков Ю., Батманов О. // Алгоритм безопасности. – № 4. – Санкт-Петербург, 2011. – С. 6–12.
13. Баша Н., Шульга Л. Алгоритм автоматического выделения лица на термографических изображениях / 20-я Международная Конференция по Компьютерной Графике и Зрению ГрафиКон'2010 : сб. науч. тр. // Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики. – Санкт-Петербург, 2010. – С. 300–303.
14. Информационные технологии. Биометрия. Биометрические профили для взаимодействия и обмена данными. Часть 2. Контроль физического доступа сотрудников аэропортов. ГОСТ Р ИСО/МЭК 24713-2-2011 / РОССТАНДАРТ. – М., Стандартинформ, 2012. – 41 с.
15. Akhloufi, Bendada A. Infrared Face Recognition Using Distance Transforms / World Academy of Science, Engineering and Technology : сб. науч. тр : в 4 т. // International Science Index 16. – 2008. – 2 т. – С. 149–152.
16. Kirsch R. A. Computer Determination of the Constituent Structure of Biological Images / Computers and biomedical research, 1971. – С. 315–328
17. Zhu S., Plataniotis K. N., Venetsanopoulos A. N. Comprehensive analysis of edge detection in color image processing / Optical Engineering, Vol. 38 No.4. – 1999. – С. 612–625
18. Saylor J. R., Sivasubramanian N. A. Edge detection methods applied to the analysis of spherical raindrop images / Applied optics Vol. 46, No. 22. – 2010. – С. 5352–5367
19. Thanammal K.K., Jaya Sudha J.S. Comparative Study Of Edge Detection Algorithms on Medical Images / Biosciences biotechnology research Asia Vol. 11(3). – 2014. – С. 1684–1688
20. Jacquy F., Comby F., Strauss O. Fuzzy edge detection for omnidirectional images / Fuzzy Sets and Systems 159. – 2008. – С. 1991–2010
21. Чочиа П.А. Пирамидальный алгоритм сегментации изображений / Информационные процессы, Том 10. – № 1. – 2010. – С. 23–35

22. Bhuiyan A., Liu C. H. On Face Recognition using Gabor Filters / World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2007. – С. 51–56
23. Попов Г. А., Хрящёв Д. А. Об одном методе низкочастотной фильтрации гидролокационных изображений / Вестник АГТУ. Сер.: Морская техника и технология. – №1. – 2010. – С. 181–187.
24. Denisov A.M., Krylov A. S., Medvedeva V. Y. Edge Detection Using Reaction-Diffusion Equation with Variable Diffusion Coefficient / The 20th International Conference on Computer Graphics and Vision GraphiCon'2010. – St. Petersburg, 2010. – С. 129–132.
25. Защита информации. Техника защиты информации. Требования к средствам высоконадежной биометрической аутентификации. ГОСТ Р 52633.0-2006 / РОССТАНДАРТ. – М., Стандартинформ, 2007. – 19 с.
26. Bourlard H., Kamp Y. Auto-Association by Multilayer Perceptrons and Singular Value Decomposition / Biological Cybernetics 59. – 1988. – С. 291–294
27. Ahmad M. I., Ngadiran R. Local Spectrum Feature Extraction for Face Recognition / World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering Vol:9, No:1. – 2015. – С. 365–369
28. Introna L. D., Nissenbaum H. Facial Recognition Technology. A Survey of Policy and Implementation Issues / The Center for Catastrophe Preparedness and Response. – 60 с.
29. Vural S., Yamauchi H. Practical Aspects of Face Recognition / World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering Vol:2, No:9. – 2008. – С. 2062–2066
30. Radha V., Member, IAENG, Nallammal N. Neural Network Based Face Recognition Using RBFN Classifier / Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2011 Vol I. – 2011. – 6 с.