

УЗБЕКСКОЕ АГЕНТСТВО СВЯЗИ И ИНФОРМАТИЗАЦИИ  
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ  
ТЕХНОЛОГИЙ

К защите  
Заведующий кафедры «ПОИТ»  
проф. А.Х. Нишанов

“ \_ ” \_\_\_\_\_ 2011 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

**ТЕМА:**  
**«НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ КАК СРЕДСТВА  
ОРГАНИЗАЦИИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ (НА  
ПРИМЕРЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЦА ЧЕЛОВЕКА)»**

Выпускник	_____	<u>Платонов Г. Н.</u>
Руководитель	_____	<u>д.т.н. Нишанов А.Х.</u>
Рецензент	_____	<u>к.ф.м.н. Мадрахимов Ш.Ф.</u>
Консультант по БЖД	_____	<u>ст. преп. Абдуллаева С.М.</u>

ТАШКЕНТ – 2011 г.

### **Аннотация**

В данной работе автор проводит анализ задачи распознавания человеческих лиц на основе аппарата нейронных сетей. Проведен сравнительный анализ существующих методов решения задачи распознавания человеческих лиц. Рассмотрена структура и функционирование многослойного персептрона, определены основные этапы обучения.

### **Аннотация**

Автор, ушбу битирув малакавий ишида “Нейрон” тўрлари назарияси асосида инсон юзини аниқлаш масалаларини чуқур таҳлил қилган. Инсон юзини аниқлаш масалаларини ечишнинг мавжуд усуллари қиёсий таҳлили келтирилган. Кўп қатламли персептрон фаолияти ва тузулмаси қаралган ҳамда уларни ўқитилишининг асосий босқичлари аниқланган.

## ОГЛАВЛЕНИЕ

### ВВЕДЕНИЕ

#### I. ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКИХ ЛИЦ

- 1.1. Исследование и формирования задачи распознавания человеческих лиц
  - 1.2. Сравнительный анализ методов распознавания человеческих лиц
    - 1.2.1. Метод главных компонент
    - 1.2.2. Линейный дискриминантный анализ
    - 1.2.3. Гибкие контурные модели лица
    - 1.2.4. Сравнение эластичных графов
    - 1.2.5. Методы, основанные на геометрических характеристиках лица
    - 1.2.6. Скрытые Марковские модели
  - 1.3. Нейросетевые технологии решения задачи распознавания изображений
  - 1.4. Обучение нейронных сетей
  - 1.5. Нейронные сети обратного распространения
  - 1.6. Цель и задачи выпускной квалификационной работы
- Выводы по главе I

#### II. РАЗРАБОТКА РАСПОЗНАЮЩЕЙ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

- 2.1. Предварительная обработка изображения
  - 2.2. Решения задачи обнаружения человеческого лица
  - 2.3. Формирования признакового пространства с извлечением ключевых характеристик изображения
  - 2.4. Построение нейросетевого классификатора для решения задачи распознавания лиц
- Выводы по главе II

#### III. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ РАСПОЗНАЮЩЕЙ МОДЕЛИ ЧЕЛОВЕЧЕСКИХ ЛИЦ

- 3.1. Описание выбранного инструментария
  - 3.2. Руководство программиста
  - 3.3. Руководство пользователя
- Выводы по главе III

#### IV. БЕЗОПАСНОСТЬ ЖИЗНЕДЕЯТЕЛЬНОСТИ

- 4.1. Влияние метеорологических условий производственной среды на организм человека.
  - 4.1.1. Понятие о микроклимате производственных помещений
  - 4.1.2. Основные параметры микроклимата
  - 4.1.3. Создание требуемых параметров микроклимата
- 4.2. Чрезвычайные ситуации. Защита предприятия в чрезвычайных ситуациях и ликвидация последствий
  - 4.2.1. Чрезвычайные ситуации

4.2.2. Классификация чрезвычайных ситуаций

4.2.3. Ликвидация последствий ЧС

Выводы по главе IV

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

ЛИТЕРАТУРА

ПРИЛОЖЕНИЕ

## Введение

Теория распознавания образов — раздел кибернетики, развивающий теоретические основы и методы классификации и идентификации предметов, явлений, процессов, сигналов, ситуаций и т. п. объектов, которые характеризуются конечным набором некоторых свойств и признаков. Такие задачи решаются довольно часто, например, при переходе или проезде улицы по сигналам светофора. Распознавание цвета загоревшейся лампы светофора и знание правил дорожного движения позволяет принять правильное решение о том, можно или нельзя переходить улицу в данный момент.

В процессе биологической эволюции многие животные с помощью зрительного и слухового аппарата решили задачи распознавания образов достаточно хорошо. Создание искусственных систем распознавания образов остаётся сложной теоретической и технической проблемой. Необходимость в таком распознавании возникает в самых разных областях — от военного дела и систем безопасности до оцифровки всевозможных аналоговых сигналов.

Примеры задач распознавания образов:

- Распознавание букв
- Распознавание штрих-кодов
- Распознавание автомобильных номеров
- Распознавание лиц
- Распознавание речи
- Распознавание изображений
- Распознавание локальных участков земной коры, в которых находятся месторождения полезных ископаемых

Традиционно задачи распознавания образов включают в круг задач искусственного интеллекта.

Можно выделить два основных направления:

- Изучение способностей к распознаванию, которыми обладают живые существа, объяснение и моделирование их;

- Развитие теории и методов построения устройств, предназначенных для решения отдельных задач в прикладных целях.

Распознавание образов — это отнесение исходных данных к определенному классу с помощью выделения существенных признаков, характеризующих эти данные, из общей массы несущественных данных.

Для оптического распознавания образов можно применить метод перебора вида объекта под различными углами, масштабами, смещениями и т. д. Для букв нужно перебирать шрифт, свойства шрифта и т. д.

Второй подход — найти контур объекта и исследовать его свойства (связность, наличие углов и т. д.)

Еще один подход — использовать искусственные нейронные сети. Этот метод требует либо большого количества примеров задачи распознавания (с правильными ответами), либо специальной структуры нейронной сети, учитывающей специфику данной задачи.

При решении задачи распознавания лиц возникают две проблемы. Во-первых, любая картинка представляет собой массив пикселей. В то же время один пиксель картинки ничего не значит (его цвет можно изменить, и никто не заметит разницы). Это делает такое представление картинок избыточным и неэкономичным. Таким образом, для эффективного распознавания лиц необходимо разработать некоторый компактный и удобный формат представления картинок. На сегодняшний день известно множество способов сжатия изображений с потерями, но используемый в нем формат неудобен для классификации фотографий людей, хотя бы, потому что для решения задачи распознавания лиц требуется, опять-таки, гораздо меньше информации. Это связано в первую очередь с тем, что нет необходимости определять, как выглядит данный человек из коллекции, а требуется решить обратную задачу: какой человек из коллекции выглядит данным образом. Вторая проблема заключается в том, что одно и то же лицо может быть сфотографировано при различных внешних факторах, таких как свет, поза, эмоции.

Распознавание лиц применимо в широком спектре различных задач в области обеспечения безопасности которые на сегодняшний день безусловно считаются актуальными:

- Взаимодействие компьютер-человек;
- Виртуальная реальность, компьютерная графика, компьютерные игры;
- Водительские права, паспорт;
- Контроль над иммиграцией;
- Персонализация бытовых устройств;
- Шифрование данных;
- Электронная коммерция;
- Криминалистика;
- Охранные системы.

# **I. АНАЛИЗ ИССЛЕДУЕМОЙ ОБЛАСТИ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ**

В данной главе рассматриваются основы теории распознавания лиц и искусственных нейронных сетей. Проводится сравнительный анализ существующих методов решения задачи распознавания человеческих лиц. Описан алгоритм обратного распространения ошибки. Сформулированы цели и задачи данной работы.

## **1.1. Исследование и формирование задачи распознавания человеческих лиц**

Можно придумать много вариантов постановки задачи распознавания лиц. Вот один из них. Предположим, что имеется некоторая тренировочная коллекция, состоящая из 400 фотографий (по 10 фотографий для 40 людей при разных условиях).

Тогда задачу распознавания лиц можно сформулировать следующим образом. Имеется некоторое новое изображение. Необходимо выдать один из следующих ответов:

- Изображение не является лицом
- Изображение является лицом такого-то человека из коллекции
- Изображение является лицом, но его нет в коллекции. В этом случае его можно добавить в коллекцию

Следующим этапом алгоритма распознавания является выделение характеристик имеющегося лица. Выделяемые характеристики сильно зависят от алгоритма распознавания, поэтому их примеры будут приведены позже. Заметим, что после выделения характеристик картинка больше не нужна. Последним этапом распознавания является применение классификатора, который по имеющимся характеристикам выдает ответ на задачу.



При всём многообразии различных алгоритмов и методов распознавания изображений, типичный метод распознавания состоит из трёх компонент, рис. 1.1:

1. преобразование исходного изображения в начальное представление (может включать в себя как предобработку, так и математические преобразования, например вычисление главных компонент);
2. выделение ключевых характеристик (например берётся первые  $n$  главных компонент или коэффициентов дискретного косинусного преобразования);
3. механизм классификации (моделирования): кластерная модель, метрика, нейронная сеть и т.п.

Кроме этого, построение метода распознавания опирается на априорную информацию о предметной области (в данном случае – характеристики лица человека), и корректируется экспериментальной информацией, появляющейся по ходу разработки метода.

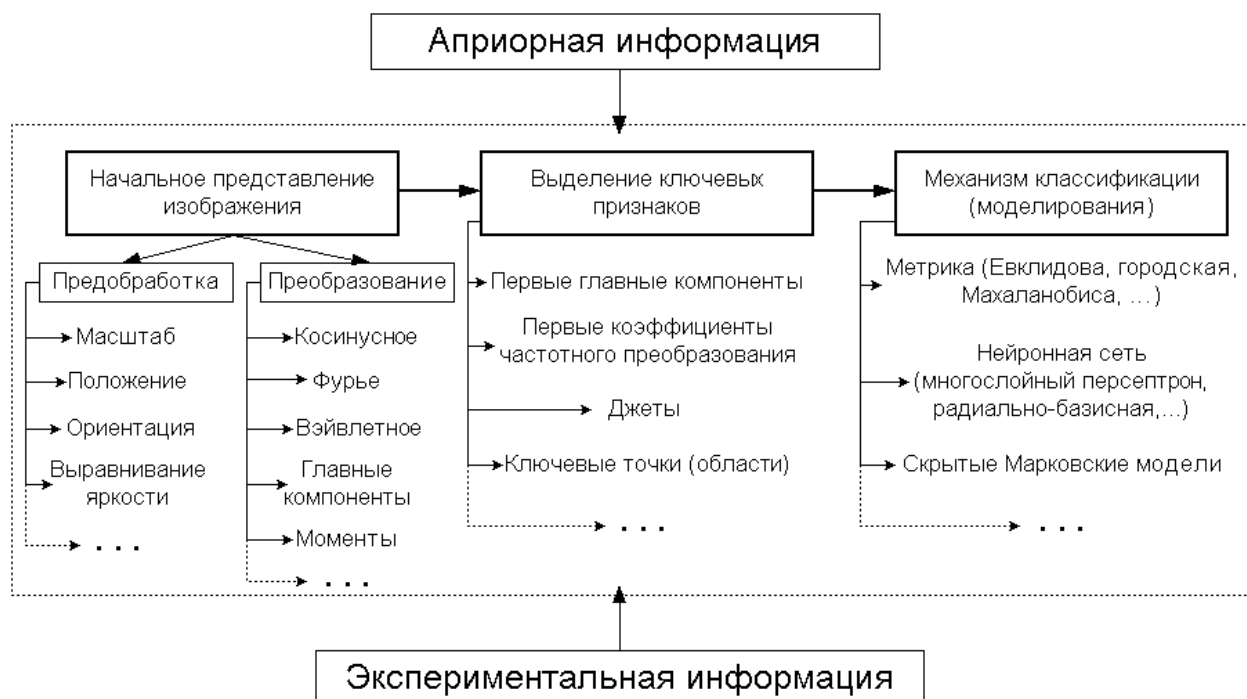


Рис. 1.1. Структура методов распознавания изображений

## 1.2. Методы распознавания человека по изображению лица. Достоинства и недостатки, сравнение.

### 1.2.1. Метод главных компонент

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, **PCA**) применяется для сжатия информации без существенных потерь информативности. Он состоит в линейном ортогональном преобразовании входного вектора  $X$  размерности  $N$  в выходной вектор  $Y$  размерности  $M$ ,  $N < M$ . При этом компоненты вектора  $Y$  являются некоррелированными и общая дисперсия после преобразования остаётся неизменной. Матрица  $X$  состоит из всех примеров изображений обучающего набора. Решив уравнение  $\Lambda = \Phi^T \Sigma \Phi$ , получаем матрицу собственных векторов  $\Phi$ , где  $\Sigma$  – ковариационная матрица для  $X$ , а  $\Lambda$  – диагональная матрица собственных чисел. Выбрав из  $\Phi$  подматрицу  $\Phi_M$ , соответствующую  $M$  наибольшим собственным числам, получим, что преобразование  $y = \Phi_M^T \tilde{x}$ , где  $\tilde{x} = x - \bar{x}$  – нормализованный вектор с нулевым математическим ожиданием, характеризует большую часть общей дисперсии и отражает наиболее существенные изменения  $X$ . Выбор первых  $M$  главных компонент разбивает векторное пространство на главное (собственное) пространство  $F = \{\Phi_i\}_{i=1}^M$ , содержащее главные компоненты, и его ортогональное дополнение  $\bar{F} = \{\Phi_i\}_{i=M+1}^M$  (рис. 1.2.).

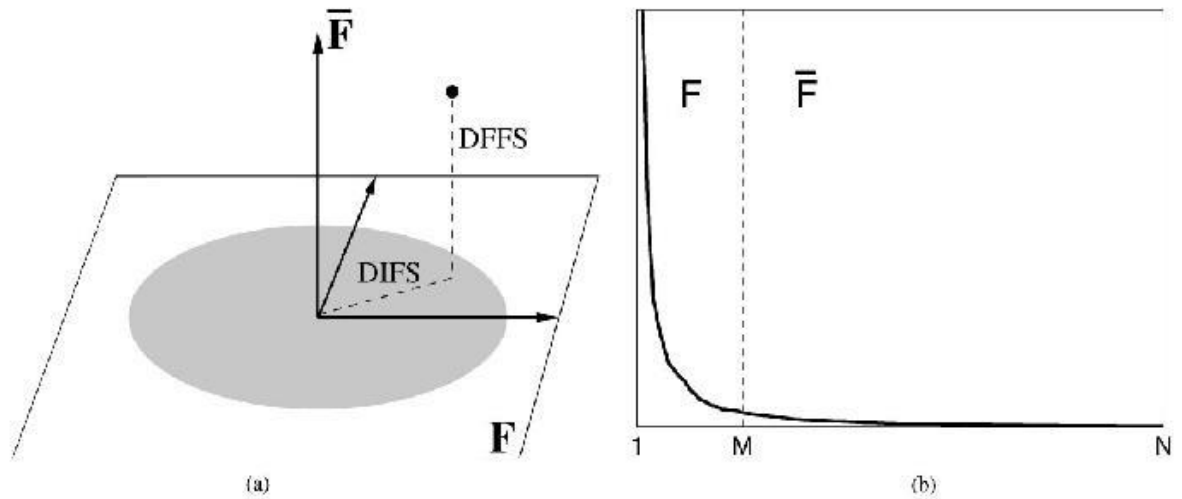


Рис. 1.2. а) полное пространство, разбитое на собственное пространство  $F$  и его ортогональное дополнение  $\bar{F}$ .  $DIFS$  – *distance in feature space*, расстояние в собственном пространстве,  $DFFS$  – *distance from feature space*, расстояние до проекции в собственном пространстве; б) типичный спектр собственных чисел и его разбиение на два ортогональных подпространства

Применение для задачи распознавания человека по изображению лица имеет следующий вид. Входные вектора представляют собой отцентрированные и приведённые к единому масштабу изображения лиц. Собственные вектора, вычисленные для всего набора изображений лиц, называются собственными лицами (*eigenfaces*). Метод главных компонент в применении к изображениям лиц так же называют методом собственных лиц. Собственные лица имеют полезное свойство, заключающееся в том, что изображение, соответствующее каждому такому вектору имеет лицеподобную форму, рис. 1.3. С помощью вычисленных ранее матриц входное изображение разлагается на набор линейных коэффициентов, называемых главными компонентами. Сумма главных компонент, умноженных на соответствующие собственные вектора, является реконструкцией изображения, рис. 1.4.



Рис. 1.3. Пример изображений собственных векторов (собственные лица)

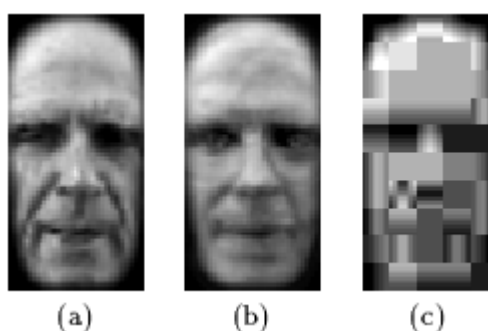


Рис. 1.4. а) выровненное изображение лица, б) реконструкция по 85-и главным компонентам, в) JPEG - реконструкция (530 байт)

Для каждого изображения лица вычисляются его главные компоненты. Обычно берётся от 5 до 200 главных компонент. Остальные компоненты кодируют мелкие различия между лицами и шум. Процесс распознавания заключается в сравнении главных компонент неизвестного изображения с компонентами всех остальных изображений. Для этого обычно применяют какую-либо метрику (простейший случай – Евклидово расстояние). При этом предполагается что изображения лиц, соответствующих одному человеку, сгруппированы в кластеры в собственном пространстве. Из базы данных (или тренировочного набора) выбираются изображения-кандидаты, имеющие наименьшее расстояние от входного (неизвестного) изображения. Дальнейшее совершенствование заключалось в использовании метрики Махаланобиса и Гауссовского распределения для оценки близости изображений. Для учёта различных ракурсов в этой же работе использовалось многомодальное распределение изображений в собственном пространстве. Дополнительное повышение надёжности достигалось за счёт дополнительного применения анализа главных компонент к отдельным участкам лица, таким как глаза, нос, рот. Так же метод главных компонент применяется для обнаружения лица на изображении. Для лиц значения компонент в собственном пространстве имеют большие значения, а в дополнении собственного пространства – близки к нулю.

По этому факту можно обнаружить, является ли входное изображение лицом. Для этого проверяется величина ошибки реконструкции, чем больше ошибка, тем больше вероятности, что это не лицо. Исследователями отмечен факт, что при наличии в наборе изображений лиц вариаций, таких как раса, пол, эмоции, освещение, будут появляться компоненты, величина которых в основном определяется этими факторами. Поэтому по значениям соответствующих главных компонент можно определить, например, расу или пол человека. При изменении ракурса изображения, наступает момент, когда этот метод при распознавании начинает реагировать больше на ракурс изображения, чем на межклассовые отличия. Классы при этом больше не являются кластерами в собственном пространстве. Это решается добавлением в обучающую выборку изображений в различных ракурсах. При этом собственные вектора теряют лицеподобную форму. Аналогичные трудности имеют место при изменении условий освещения. Одна из попыток решения этой проблемы описана в следующем параграфе. Вычисление набора собственных векторов отличается высокой трудоёмкостью. Один из способов – это свёртка изображений по строкам и столбцам, и дальнейшая работа с полученными результатами. В такой форме представление изображения имеет на порядок меньший размер, вычисления и распознавание происходит быстрее, но восстановить исходное изображение уже невозможно. Основное преимущество применения анализа главных компонент – это хранение и поиск изображений в больших базах данных, реконструкция изображений. Основной недостаток – высокие требования к условиям съёмки изображений. Изображения должны быть получены в близких условиях освещённости, одинаковом ракурсе и должна быть проведена качественная предварительная обработка, приводящая изображения к стандартным условиям (масштаб, поворот, центрирование, выравнивание яркости, отсечение фона). Нежелательно наличие таких факторов, как очки, изменения в причёске, выражении лица и прочих

### 1.2.2. Линейный дискриминантный анализ

Метод собственных лиц требует для своего применения идеализированных условий, таких как единые параметры освещённости, нейтральное выражение лица, отсутствие помех вроде очков и бород. Эти условия в общем случае нельзя достичь путём предварительной обработки. При несоблюдении этих условий главные компоненты не будут отражать межклассовые вариации, и классы перестают представлять собой кластеры в собственном пространстве. Например, при различных условиях освещённости, метод собственных лиц практически неприменим, поскольку первые главные компоненты преимущественно отражают изменения освещения, и сравнение выдаёт изображения, имеющие похожий уровень освещённости. Линейный дискриминантный анализ (линейный дискриминант Фишера, Linear Discriminant Analysis, **LDA**), который описывается ниже, выбирают проекцию пространства изображений на пространство признаков таким образом, чтобы минимизировать внутриклассовое и максимизировать межклассовое расстояние в пространстве признаков, рис 1.5. В этих методах предполагается что классы линейно делимы.

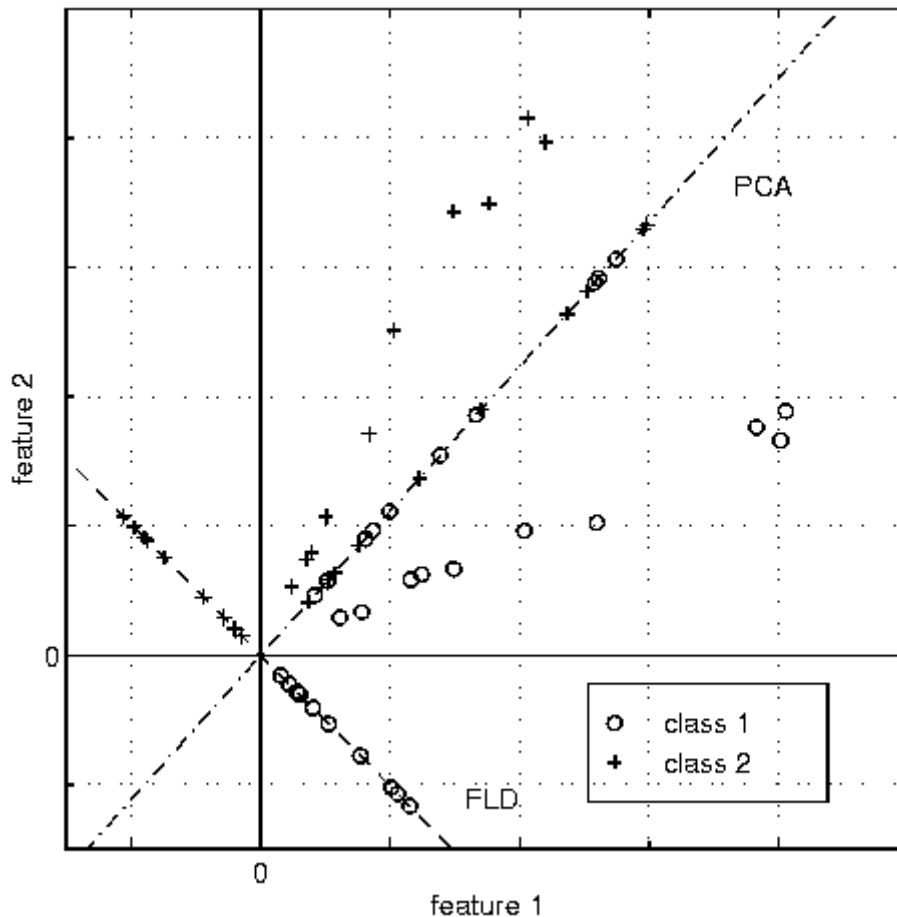


Рис. 1.5. Пример проекций в пространство характеристик для двух классов с помощью главных компонент (PCA) и линейного дискриминанта Фишера (FLD).

Как можно увидеть из рисунка, в этом случае проецирование на собственное пространство смешивает классы, что делает распознавание невозможным, а линейный дискриминант выбирает проекцию на пространство признаков таким образом, чтобы разделить разные классы. Матрица  $W$  для проецирования пространства изображения на пространство признаков выбирается из следующего условия:

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}$$

где  $S_B$  – матрица межклассовой дисперсии,  $S_W$  – матрица внутриклассовой дисперсии. Может существовать до  $c-1$  векторов составляющих базис пространства признаков, где  $c$  – общее число классов. С помощью этих

векторов пространство изображений переводится в пространство признаков. Поскольку работа непосредственно с матрицей  $S_W \in \mathbb{R}^{n \times n}$  затруднительна из-за её размерности, используют предварительное уменьшение размерности с помощью метода главных компонент, и затем вычисления производятся в пространстве меньшей размерности:

$$W_{fd} = \arg \max_W \frac{|W^T W_{pca}^T S_B W_{pca} W|}{|W^T W_{pca}^T S_W W_{pca} W|}$$

где  $W_{pca}$  – матрица для проецирования в пространство меньшей размерности (пространство главных компонент). В работе Фишера тренировочный набор содержал лица при нескольких базовых условиях освещённости, на основе которых при помощи линейных комбинаций можно получить любые другие условия освещённости. Отмечена высокая точность распознавания (около 96%) для широкого диапазона условий освещённости, различных выражений лица и наличия или отсутствия очков. Была отмечена низкая распознающая способность метода собственных лиц при аналогичных условиях. Причём применение метода собственных лиц, в котором главные компоненты отвечающие за освещённость не учитывались, всё равно давало намного худший результат, чем дискриминант Фишера. Однако остаются невыясненными вопросы, применим ли этот метод для поиска в больших базах данных, может ли метод работать, когда в тренировочной выборке для некоторых лиц имеется изображение только в одних условиях освещённости. Так же в данной работе не производилось изменения ракурса, а эксперименты с изменением освещения проводились без изменения других факторов. Будет ли данный метод работоспособен при таких сочетаниях тоже неизвестно. Как и в методе собственных лиц, здесь тоже нужна качественная предварительная обработка, приводящая изображения к стандартным условиям. Вышеописанный метод основывается на предположении о линейной делимости классов в пространстве изображений. В общем случае такое



предположение несправедливо. Нейросетевые методы, предлагающие инструмент для построения сложных разделяющих поверхностей, будут описаны далее.

### **1.2.3. Гибкие контурные модели лица**

В данных методах распознавание производится на основе сравнения контуров лица. Контур обычно извлекается для линий головы, ушей, губ, носа, бровей и глаз. Контур представлен ключевыми позициями, между которыми положение точек, принадлежащих контуру вычисляются интерполированием. Для локализации контуров в различных методах используется как априорная информация, так и информация полученная в результате анализа тренировочного набора.

В одной из работ ключевые точки размещались вручную на наборе тренировочных изображений. Затем извлекалась информация об интенсивности пикселей, лежащих на линии, перпендикулярной контуру для каждой точки контура. При поиске контуров нового лица использовался метод симуляции отжига с целевой функцией из двух составляющих. Первая из них максимизировалась при соответствии интенсивностей пикселей, извлечённых на перпендикулярной контуру линии аналогичным пикселям из тренировочной выборки. Вторая – при совпадении контура с формой контуров тренировочных примеров. Таким образом, извлекался не просто контур, а контур черт лица. Как должен выглядеть типичный контур черт лица, процедура поиска знала из тренировочных примеров. Для сравнения изображений использовались значения главных компонент, вычисленных на наборе векторов, представляющих собой координаты ключевых точек. В данной работе контурная модель использовалась вместе с полутоновой моделью, совместное их использование повышало точность распознавания. Существуют так же другие работы, использующие аналогичные принципы извлечения контуров. Существует генетический алгоритм для получения контуров глаз. Хромосомы

представляли собой параметры контура, которые инициализировались таким образом, чтобы начальная область содержала изображение глаза. При этом в функцию оценки пригодности так же была заложена информация о том, как выглядит типичный глаз.

Главной задачей при распознавании по контурам является правильное выделение этих контуров. В общем виде эта задача по сложности сравнима непосредственно с распознаванием изображений. Кроме того, использование этого метода самого по себе для задачи распознавания недостаточно.

#### 1.2.4. Сравнение эластичных графов

В этом методе лицо представляется в виде графа, вершины которого расположены на ключевых точках лица, таких как контуры головы, губ, носы и их крайних точках, рис. 1.6. Каждая грань помечена расстояниями между её вершинами. В каждой такой точке вычисляются коэффициенты Габоровых функций для пяти различных частот и восьми ориентаций. Набор таких коэффициентов  $\{J_j\}$  называется **джетом** (*jet*). Джеты характеризуют локальные области изображений и служат для двух целей. Во первых, для нахождения точек соответствия в заданной области на двух различных изображениях. Во вторых – для сравнения двух соответствующих областей различных изображений. Каждый коэффициент  $J_j = a_j \exp(i \phi_j)$  для точек из одной области различных изображений, характеризуется амплитудой  $a_j$ , которая медленно меняется с изменением положения точки и фазой  $\phi_j$ , которая вращается со скоростью, пропорциональной частоте волнового вектора базисного вейвлета. Поэтому в простейшем случае для поиска на новом изображении точки с аналогичными характеристиками в функции подобия фазу не учитывают:

$$S_2(J, J') = \frac{\sum_j a_j a'_j}{\sqrt{\sum_j a_j^2 \sum_j a'^2_j}} .$$

Функция подобия с одним джетом в фиксированной

позиции и другим с переменной позицией является достаточно гладкой, для того чтобы получить быструю и надёжную сходимость при поиске с применением простейших методов, таких как диффузия или градиентный спуск. Более совершенные функции подобия привлекают информацию о фазе.

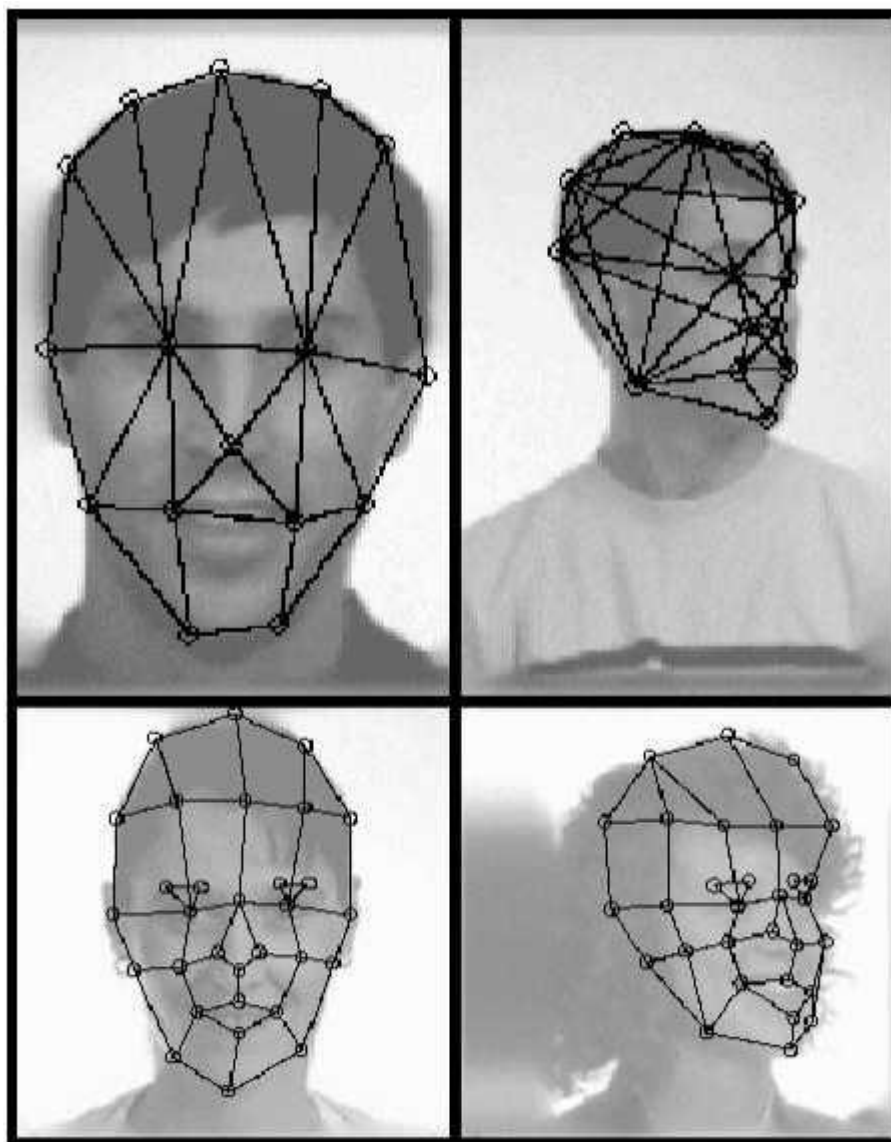


Рис. 1.6. Эластичный граф, покрывающий изображение лица

Для различных ракурсов соответствующие ключевые точки отмечены вручную на тренировочном наборе. Кроме того, чтобы для одного и того же лица представить различные вариации его изображения в одном и том же графе, для каждой точки используются несколько джетов, каждый из которых может соответствовать различным локальным характеристикам данной точки,

например открытому и закрытому глазу. Процесс распознавания неизвестного лица состоит в сравнении графа изображения лица  $G^I$  со всеми остальными графами из набора  $B$  при помощи функции подобия:

$$S_B(G^I, B) = \frac{1}{N} \sum_n \max_m (S_\psi(J_n^I, J_n^{Bm})) - \frac{\lambda}{E} \sum_e \frac{(\Delta \bar{x}_e^I - \Delta \bar{x}_e^B)^2}{(\Delta \bar{x}_e^B)^2}$$

Левая сумма характеризует подобие джетов вычисленное с применением фазочувствительной функции, правая – топографическое соответствие, которое пропорционально квадрату разности расстояний между соответствующими вершинами сравниваемых изображений,  $N$  – количество вершин,  $E$  – количество граней,  $\lambda$  – коэффициент относительной важности топографической информации. В представленном выше виде метод способен достаточно надёжно распознавать при изменениях ракурса до  $22^\circ$ ; при больших углах точность распознавания резко уменьшается, функция подобия оказывается больше чувствительной к ракурсу, чем к межклассовым различиям. Дальнейшее развитие метода заключается в извлечении коэффициентов важности на основе анализа обучающей выборки. Для каждого джета симплекс-методом вычисляется коэффициент важности, который затем используется в функции подобия. Коэффициенты важности вычисляются из условия максимизации функции подобия для одного и того же лица и минимизации – для различных лиц. Однако даже с привлечением коэффициентов важности, вышеописанный метод учитывает только суммарную взвешенную меру геометрических искажений, никак не пытаясь построить модель или учесть характер этих изменений. Другими словами, это перспективный метод извлечения и поиска характеристик на изображении, но этому методу не хватает механизма классификации. Другое улучшение метода заключалось в применении линейных преобразований джетов для компенсации изменения ракурса. Существуют так же более ранние разновидности этого метода, которые не используют изначально определённые ключевые точки и структуры графа. Одни из них используют для сравнения решётки джетов, наложенные на

изображение, рис. 1.7. В неизвестном изображении отыскиваются точки соответствия, и затем по найденным точкам строится искажённая решётка и измеряется мера её искажения для определения наиболее похожего изображения. В других методах, точки извлечения джетов изначально образуют решётку, а затем наименее пригодные для распознавания точки отсеиваются в процессе обучения.

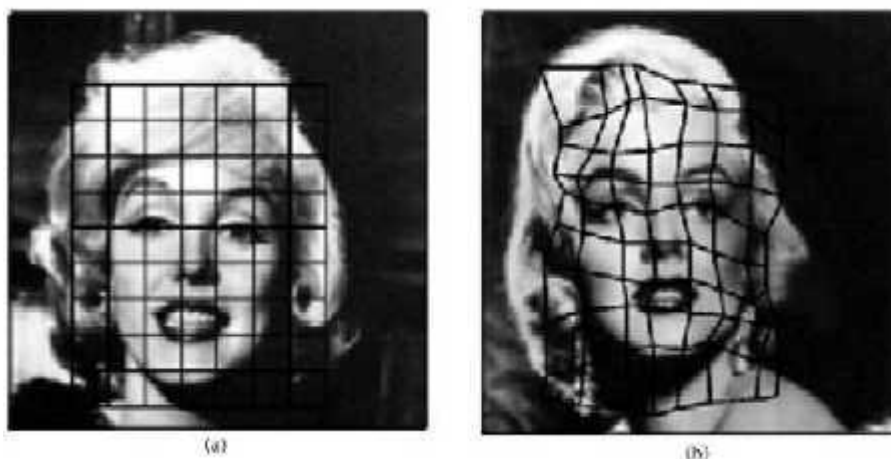


Рис. 1.7. Эластичная решётка, наложенная на изображение, и её искажение

### **1.2.5. Методы, основанные на геометрических характеристиках лица**

Один из самых первых методов – это анализ геометрических характеристик лица. Изначально применялся в криминалистике и был там детально разработан. Потом появились компьютерные реализации этого метода. Суть его заключается в выделении набора ключевых точек (или областей) лица и последующем выделении набора признаков. Каждый признак является либо расстоянием между ключевыми точками, либо отношением таких расстояний. В отличие от метода сравнения эластичных графов, здесь расстояния выбираются не как дуги графов. Наборы наиболее информативных признаков выделяются экспериментально. Ключевыми точками могут быть уголки глаз, губ, кончик носа, центр глаза и т.п., рис. 1.8. В качестве ключевых областей могут быть прямоугольные области, включающие в себя: глаза, нос, рот.

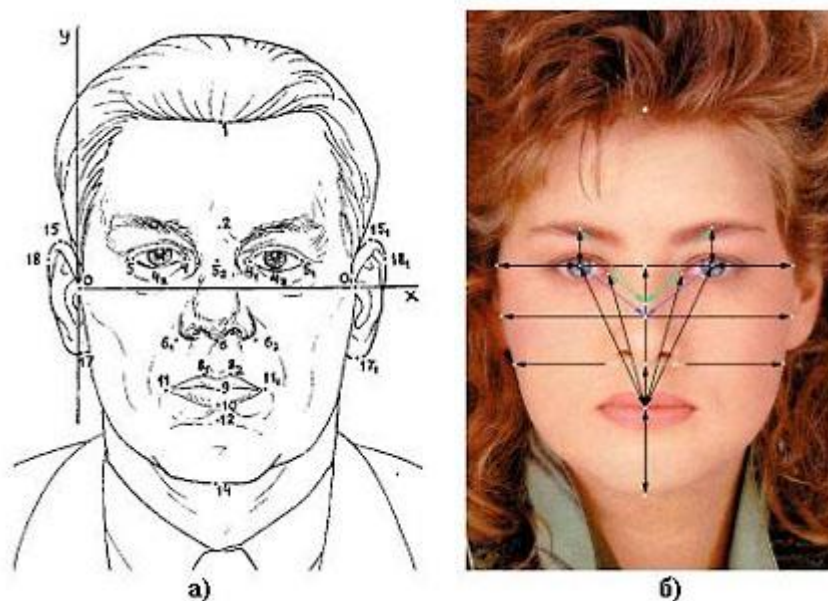


Рис. 1.8. Идентификационные точки и расстояния: а) используемые при криминалистической фотоэкспертизе; б) наиболее часто применяемые при построении автоматизированных систем идентификации.

В процессе распознавания сравниваются признаки неизвестного лица, с признаками, хранящимися в базе. Задача нахождения ключевых точек приближается к трудоёмкости непосредственно распознавания, и правильное нахождение ключевых точек на изображении во многом определяет успех распознавания. Поэтому изображение лица человека должно быть без помех, мешающих процессу поиска ключевых точек. К таким помехам относят очки, бороды, украшения, элементы причёски и макияжа. Освещение желательно равномерное и одинаковое для всех изображений. Кроме того, изображение лица должно иметь фронтальный ракурс, возможно с небольшими отклонениями. Выражение лица должно быть нейтральным. Это связано с тем, что в большинстве методов нет модели учёта таких изменений. Таким образом, данный метод предъявляет строгие требования к условиям съёмки, нуждается в надёжном механизме нахождения ключевых точек для общего случая. Кроме того, требуется применение более совершенных методов классификации или построения модели изменений. В общем случае этот метод не самый оптимальный, однако для некоторых специфических задач перспективен. К

таким задачам можно отнести документный контроль, когда требуется сравнить изображение лица, полученного в текущий момент с фотографией в документе. При этом других изображений этого человека не имеется, и следовательно механизмы классификации, основанные на анализе тренировочного набора, недоступны.

### 1.2.6. Скрытые Марковские модели

Марковские модели являются мощным средством моделирования различных процессов и распознавания образов. По своей природе Марковские модели позволяют учитывать непосредственно пространственно-временные характеристики сигналов, и поэтому получили широкое применение в распознавании речи, а в последнее время – изображений (в частности изображений лиц).

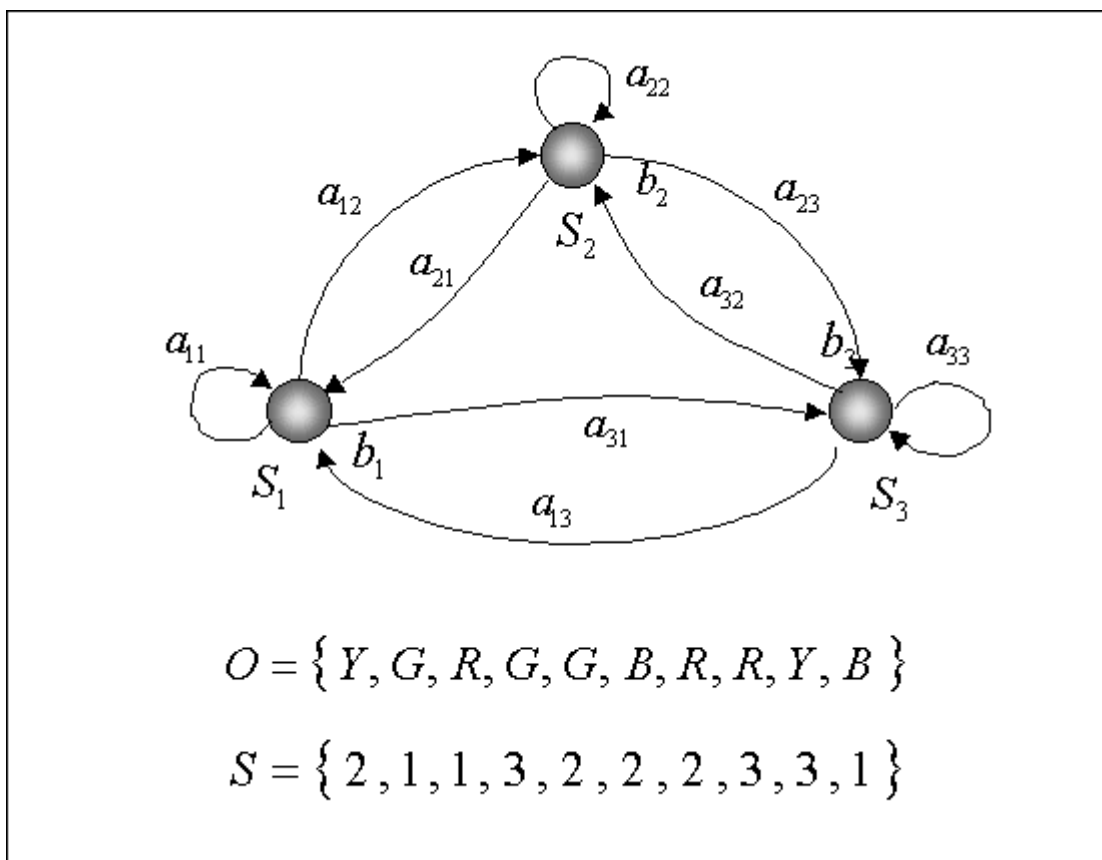


Рис. 1.9. Схема Марковской модели, пример последовательности наблюдений  $O$  и последовательности состояний  $S$

Каждая модель  $\lambda = (A, B, \pi)$ , рис. 1.10, представляет собой набор  $N$  состояний  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$  (на рисунке – вершины графа), между которыми возможны переходы (на рисунке – дуги). В каждый момент времени система находится в строго определённом состоянии. В наиболее распространённых Марковских моделях **первого порядка** полагается, что следующее состояние зависит только от текущего состояния. При переходе в каждое состояние генерируется наблюдаемый символ, который соответствует физическому сигналу с выхода моделируемой системы. Набор символов для каждого состояния  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ , количество символов  $M$ . Выход, генерируемый моделью, может быть так же непрерывным. Существуют так же модели, в которых набор символов для всех состояний одинаков. Символ в состоянии  $q_t = S_j$  в момент времени  $t$  генерируется с вероятностью  $b_j(k) = P[v_{k,t} | q_t = S_j]$ . Набор всех таких вероятностей составляет матрицу  $B = \{b_j(k)\}$ . Матрица  $A = \{a_{ij}\}$  определяет вероятность перехода из одного состояния в другое состояние:  $a_{ij} = P[q_{t+1} = S_j | q_t = S_i]$ ,  $1 \leq i, j \leq N$ . Считается, что  $A$  не зависит от времени. Если из каждого состояния можно достичь любого другого за один переход, то все  $a_{ij} > 0$ , и модель называется эргодической. Так же модель имеет вероятность начальных состояний  $\pi = \pi_i$ , где  $\pi_i = P[q_1 = S_i]$ . Обычно в реальных процессах последовательность состояний является скрытой от наблюдения и остаётся неизвестной, а известен только выход системы, последовательность наблюдаемых символов  $O = O_1 O_2 \dots O_T$ , где каждое наблюдение  $O_t$  – символ из  $V$ , и  $T$  – число наблюдений в последовательности. Поэтому такие модели называют **скрытыми** Марковскими моделями (СММ, по английски – Hidden Markov Models, **НММ**). Модель  $\lambda = (A, B, \pi)$  с настроенными параметрами может быть использована для генерирования последовательности наблюдений. Для этого случайно, в соответствии с начальными вероятностями  $\pi$  выбирается начальное состояние, затем на каждом шаге вероятность  $B$  используется для генерации наблюдаемого символа, а вероятность  $A$  – для выбора следующего



состояния. Вероятность  $P<$  генерирования моделью  $\lambda$  последовательности состояний  $O$ : 
$$P(O | Q, \lambda) = \prod_{t=1}^T b_{q_t}(O_t)$$
, где  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$  – последовательность состояний. Предполагается, что наблюдения статистически независимы.

В распознавании образов скрытые Марковские модели применяются следующим образом. Каждому классу  $i$  соответствует своя модель  $\lambda_i$ . Распознаваемый образ (речевой сигнал, изображение и т.д.) представляется в виде последовательности наблюдений  $O$ . Затем для каждой модели  $\lambda_i$  вычисляется вероятность того, что эта последовательность могла быть сгенерирована именно этой моделью. Модель  $\lambda_j$ , получившая наибольшую вероятность, считается наиболее подходящей, и образ относят к классу  $j$ . В связи с этим появляются несколько вопросов, называемых тремя основными задачами скрытых Марковских моделей.

1. Имея последовательность наблюдений  $O = O_1 O_2 \dots O_T$  и настроенную модель  $\lambda = (A, B, \pi)$ , как оценить вероятность  $P(O | \lambda)$  генерации этой моделью данной последовательности наблюдений? Эта задача называется задачей **распознавания**.
2. Имея последовательность наблюдений  $O = O_1 O_2 \dots O_T$  и настроенную модель  $\lambda = (A, B, \pi)$ , как подобрать последовательность состояний  $Q = q_1 q_2 \dots q_T$ , чтобы она была оптимальной (в соответствии с некоторым критерием, аналитически эта задача неразрешима)? Другими словами это задача **объяснения**. Она нужна для последующей коррекции параметров модели.
3. Каким образом корректировать параметры модели  $\lambda$ , для того чтобы максимизировать  $P(O | \lambda)$ ? Т.е. как сделать так, чтобы модель больше соответствовала своему классу, одним из образов которого является данная последовательность наблюдений (или несколько различных последовательностей). Это задача **обучения**.

Первая задача имеет точное аналитическое решение, называемое процедурой прямого-обратного прохода. Последующие две задачи не имеют точного аналитического решения. Для решения второй задачи используется алгоритм Витерби, для третьей – алгоритм Баума-Вельча. Оба этих метода являются разновидностями градиентного спуска и решаются оптимизационными методами. Для того, чтобы сократить вычисления, в распознавании речи используются линейные модели, рис. 1.11. В таких моделях каждое состояние имеет только одно последующее, так же переход возможен обратно в то же состояние. Такие модели учитывают временные характеристики речевого сигнала: определённый порядок следования участков сигнала, их взаимное расположение, возможность локальных растяжений или сжатий. Это позволяет их применять и в распознавании изображений.

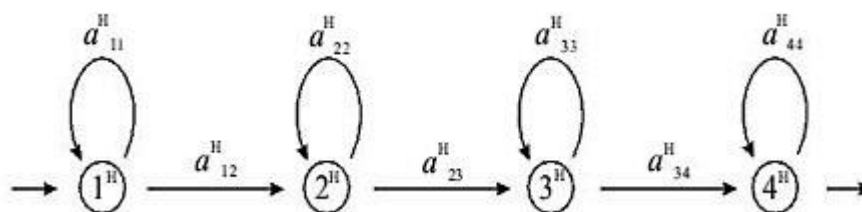


Рис. 1.10. Линейная Марковская модель

Одна из первых работ, применяющая СММ для распознавания изображений лиц – это диссертация Фердинанда Самарии, которой предшествовали работы по распознаванию изображений других видов скрытыми Марковскими моделями. В этой работе распознавание осуществлялось как простейшими одномерными линейными СММ, так и псевдодвумерными. Введение второго измерения позволило повысить точность распознавания с 85% до 95% на базе ORL.

Суть двумерных Марковских моделей заключается в том, что в отличие от одномерных линейных СММ, они позволяют моделировать искажения изображения и взаимное расположение участков не отдельно по горизонтали или вертикали, а в обоих направлениях одновременно. Для уменьшения

вычислительной сложности применяются псевдодвумерные СММ (Pseudo-2D Hidden Markov Models, **P2D-НММ**). Такая модель состоит из нескольких линейных вертикальных моделей нижнего уровня, и одной линейной горизонтальной модели верхнего уровня, на вход которой поступают выходы моделей нижнего уровня, рис. 1.12. Каждое состояние модели верхнего уровня включает в себя последовательность состояний соответствующей модели нижнего уровня. Модели нижнего уровня не связаны между собой. Изначально в модели верхнего уровня были вертикальными. В последующих работах модели верхнего уровня были сделаны горизонтальными (как это и изображено на рисунке), в связи с тем, чтобы вертикальные модели нижнего уровня могли учесть факт того, что глаза могут находиться на разной высоте. Таким образом псевдодвумерная модель позволяет учесть локальные деформации и взаимное расположение участков изображений. Но в отличие от оптических потоков и других методов сопоставления деформациями, псевдодвумерная модель учитывает характер деформаций, а то какими именно могут быть возможные деформации, псевдодвумерные СММ усваивают в процессе обучения. Другими словами, участок, соответствующий глазу, никогда не будет сопоставлен например участку на месте рта, как это может быть в оптическом потоке.

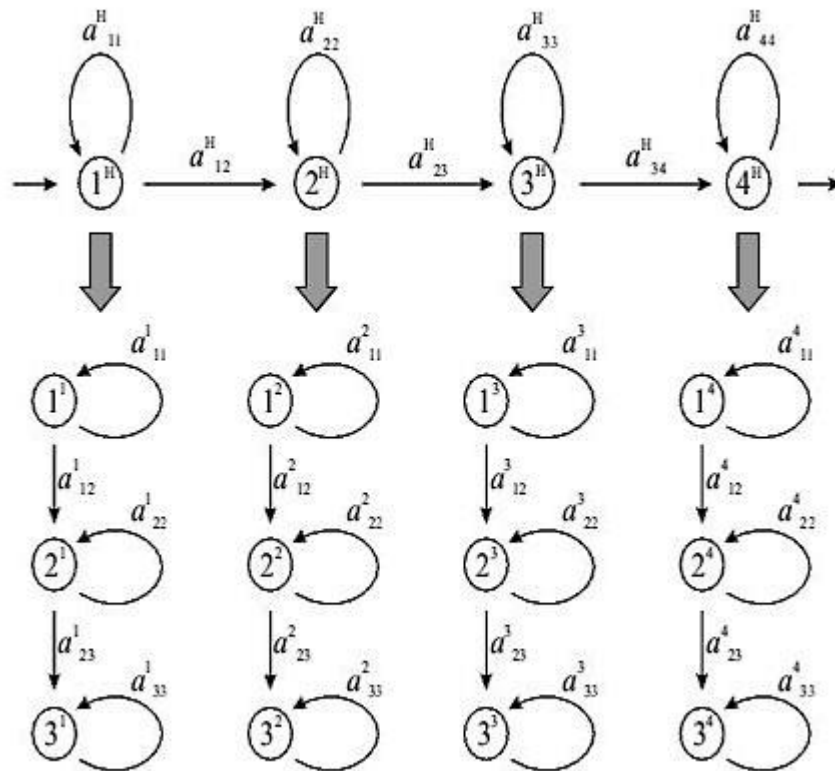


Рис. 1.11. Псевдодвумерная скрытая Марковская модель

Наблюдениям, подаваемым на вход СММ, являлись квадратные участки изображений, рис. 1.13. Было обнаружено, что участки, извлекаемые с 75% перекрытием друг с другом, давали наилучшую точность распознавания.

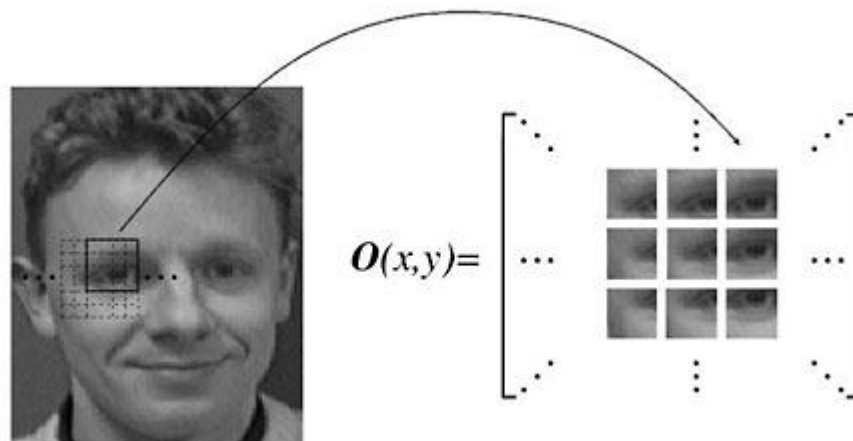


Рис. 1.12. Извлечение участков-образцов наблюдения

Одним из полезных свойств СММ является способность сегментировать распознаваемое изображение. Результат работы алгоритма Витерби,

разбившего изображение на последовательность состояний, показан на рис. 1.14.

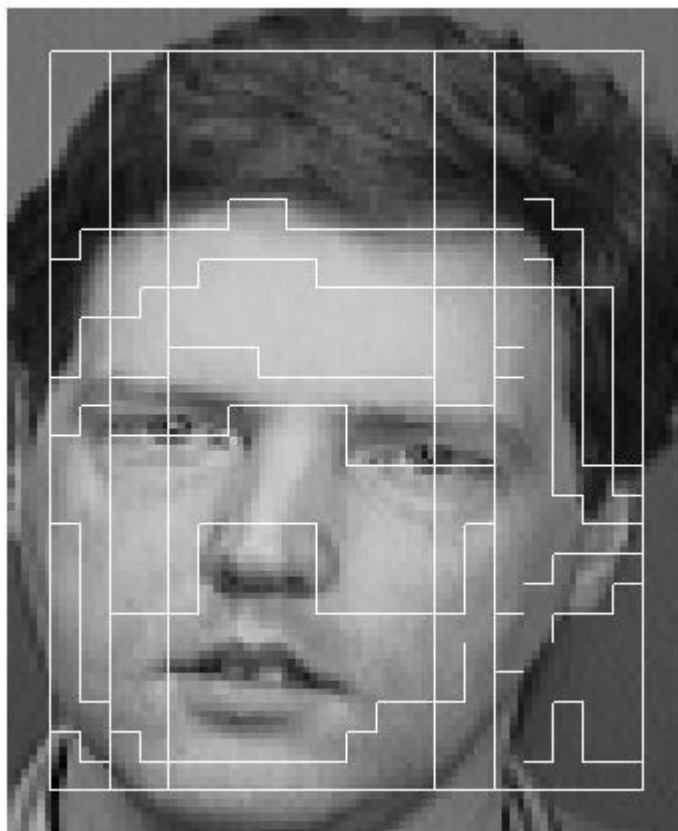


Рис. 1.13. Сегментация изображения. Линии отмечают области, соответствующие одинаковым состояниям.

В работах продолжающих идею Самарии использовались дальнейшие улучшения способов начального представления изображения и алгоритмов тренировки. Для каждого квадратного участка изображения  $16 \times 16$  вычислялось двумерное дискретное косинусное преобразование, и этот участок представлялся в виде набора первых 15-ти коэффициентов. Это позволило повысить точность распознавания на 2%. Кроме того, такое представление позволяет более точно, чем при масштабировании представлять изображение, используя меньший объём информации. Для увеличения тренировочного набора использовались так же зеркально отражённые по вертикали изображения. Это позволило учесть более широкий диапазон ракурсов. Полезное свойство распознавания по коэффициентам дискретного косинусного

преобразования заключается в том, что оно позволяет работать непосредственно со сжатыми изображениями, такими как JPEG и MPEG, в которые на сегодняшний день являются распространёнными форматами хранения изображений и видео.

Недостатком СММ является то, что СММ не обладает **различающей** способностью. Т.е. алгоритм обучения только максимизирует отклик каждой модели на свои классы, но не минимизирует отклик на другие классы, и не выделяются ключевые признаки, отличающие один класс от другого. Например одной из работ для определения того, содержится ли лицо в обучающей выборке, использовался алгоритм ранжирования вероятностей, заключавшийся в следующем. На обучающем наборе, каждая модель реагирует на изображения-примеры с некоторой вероятностью. Отсортированные таким образом модели образуют исходное ранжирование. Для неизвестного изображения модели так же ранжируются по вероятностям отклика на неизвестное изображение. Большая величина отклонения полученного ранжирования от исходного сигнализирует о том, что изображение принадлежит к неизвестному классу лица.

Таким образом, похожие классы могут оказаться слабо различимыми и при увеличении объёма базы или использования в более широких условиях СММ может оказаться ненадёжными. Многослойные нейронные сети лишены такого недостатка.

## **1.2. Нейросетевые технологии решения задачи распознавания изображений**

Искусственные нейронные сети (ИНС) — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении

процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. ИНС представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты, особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах. Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

С точки зрения машинного обучения, нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т. п. С математической точки зрения, обучение нейронных сетей — это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации. С точки зрения кибернетики, нейронная сеть используется в задачах адаптивного управления и как алгоритмы для робототехники. С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, нейронная сеть — способ решения проблемы эффективного параллелизма. А с точки зрения искусственного интеллекта, ИНС является основой философского течения коннективизма и основным направлением в структурном подходе по изучению возможности построения (моделирования) естественного интеллекта с помощью компьютерных алгоритмов.

Любая ИНС состоит из некоторого количества искусственных нейронов.

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. На рис. 1.2 представлена модель, реализующая эту идею. Хотя сетевые парадигмы весьма разнообразны, в основе почти всех их лежит

эта конфигурация. Здесь множество входных сигналов, обозначенных  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , поступает на искусственный нейрон. Эти входные сигналы, в совокупности обозначаемые вектором  $\mathbf{X}$ , соответствуют сигналам, приходящим в синапсы биологического нейрона. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , и поступает на суммирующий блок, обозначенный  $\Sigma$ . Каждый вес соответствует «силе» одной биологической синаптической связи. (Множество весов в совокупности обозначается вектором  $\mathbf{W}$ .) Суммирующий блок, соответствующий телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход, который мы будем называть NET. В векторных обозначениях это может быть компактно записано следующим образом:

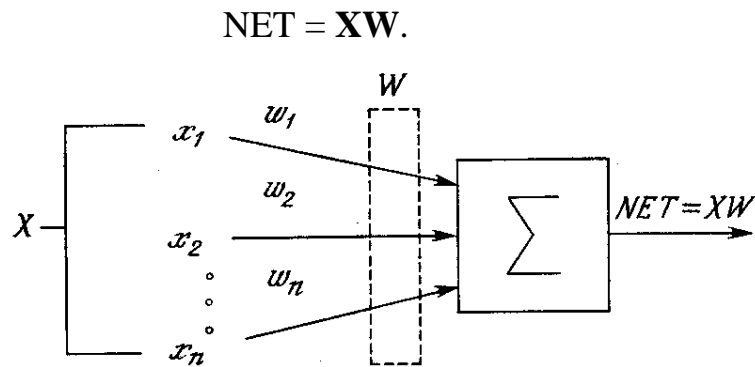


Рис. 1.14. Искусственный нейрон

Сигнал NET далее, как правило, преобразуется активационной функцией  $F$  и дает выходной нейронный сигнал OUT. Активационная функция может быть обычной линейной функцией

$$OUT = K(NET),$$

где  $K$  – постоянная, пороговой функции

$$OUT = 1, \quad \text{если} \quad NET > T,$$

$$OUT = 0 \text{ в остальных случаях,}$$

где  $T$  – некоторая постоянная пороговая величина, или же функцией, более точно моделирующей нелинейную передаточную характеристику биологического нейрона и представляющей нейронной сети большие возможности.



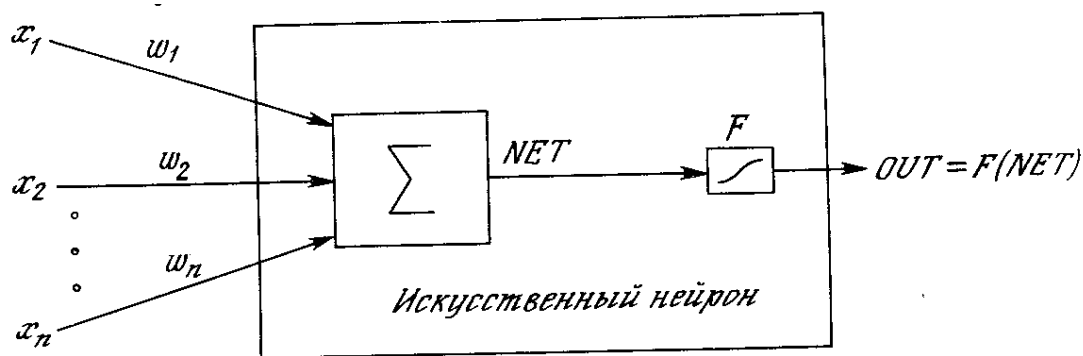


Рис. 1.15. Искусственный нейрон с активационной функцией

На рис. 1.3 блок, обозначенный  $F$ , принимает сигнал NET и выдает сигнал OUT. Если блок  $F$  сужает диапазон изменения величины NET так, что при любых значениях NET значения OUT принадлежат некоторому конечному интервалу, то  $F$  называется «сжимающей» функцией. В качестве «сжимающей» функции часто используется логистическая или «сигмоидальная» (S-образная) функция, показанная на рис. 1.4а. Эта функция математически выражается как  $F(x) = 1/(1 + e^{-x})$ . Таким образом,

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-NET}}$$

По аналогии с электронными системами активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. Коэффициент усиления вычисляется как отношение приращения величины OUT к вызвавшему его небольшому приращению величины NET. Он выражается наклоном кривой при определенном уровне возбуждения и изменяется от малых значений при больших отрицательных возбуждениях (кривая почти горизонтальна) до максимального значения при нулевом возбуждении и снова уменьшается, когда возбуждение становится большим положительным. Гроссберг (1973) обнаружил, что подобная нелинейная характеристика решает поставленную им дилемму шумового насыщения. Каким образом одна и та же сеть может обрабатывать как слабые, так и сильные сигналы? Слабые сигналы нуждаются в большом сетевом усилении, чтобы дать пригодный к использованию выходной сигнал. Однако усилительные каскады с большими коэффициентами усиления могут привести

к насыщению выхода шумами усилителей (случайными флуктуациями), которые присутствуют в любой физически реализованной сети. Сильные входные сигналы в свою очередь также будут приводить к насыщению усилительных каскадов, исключая возможность полезного использования выхода. Центральная область логистической функции, имеющая большой коэффициент усиления, решает проблему обработки слабых сигналов, в то время как области с падающим усилением на положительном и отрицательном концах подходят для больших возбуждений. Таким образом, нейрон функционирует с большим усилением в широком диапазоне уровня входного сигнала.

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-NET}} = F(NET)$$

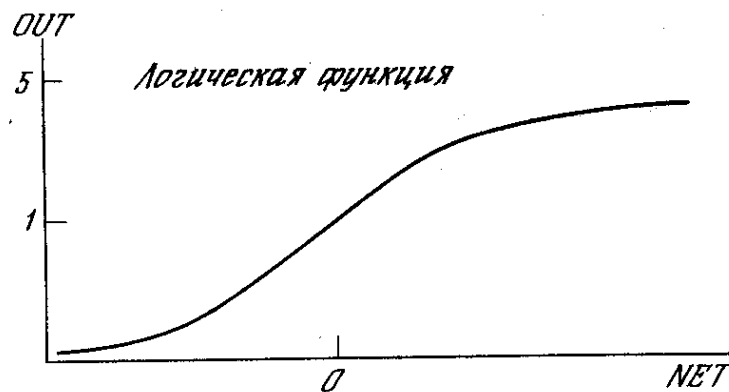


Рис. 1.16. Сигмоидальная логистическая функция

Другой широко используемой активационной функцией является гиперболический тангенс. По форме она сходна с логистической функцией и часто используется биологами в качестве математической модели активации нервной клетки. В качестве активационной функции искусственной нейронной сети она записывается следующим образом:

$$OUT = th(x).$$

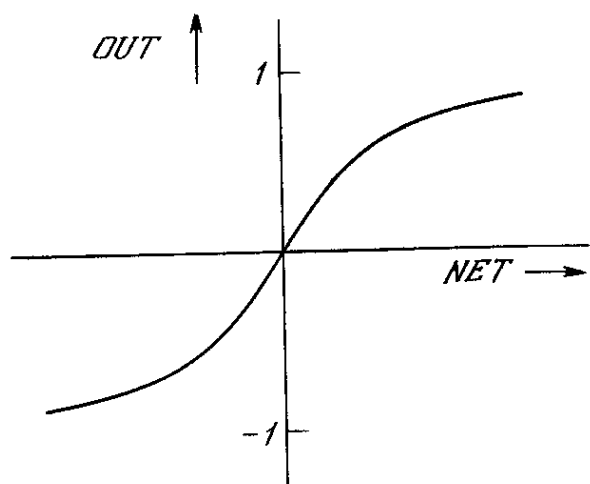


Рис. 1.17. Функция гиперболического тангенса

Подобно логистической функции гиперболический тангенс является S-образной функцией, но он симметричен относительно начала координат, и в точке  $NET = 0$  значение выходного сигнала  $OUT$  равно нулю (см. рис. 1.4б). В отличие от логистической функции гиперболический тангенс принимает значения различных знаков, что оказывается выгодным для ряда сетей (см. гл. 3).

Рассмотренная простая модель искусственного нейрона игнорирует многие свойства своего биологического двойника. Например, она не принимает во внимание задержки во времени, которые воздействуют на динамику системы. Входные сигналы сразу же порождают выходной сигнал. И, что более важно, она не учитывает воздействия функции частотной модуляции или синхронизирующей функции биологического нейрона, которые ряд исследователей считают решающими.

Несмотря на эти ограничения, сети, построенные из этих нейронов, обнаруживают свойства, сильно напоминающие биологическую систему. Только время и исследования смогут ответить на вопрос, являются ли подобные совпадения случайными или следствием того, что в модели верно схвачены важнейшие черты биологического нейрона.

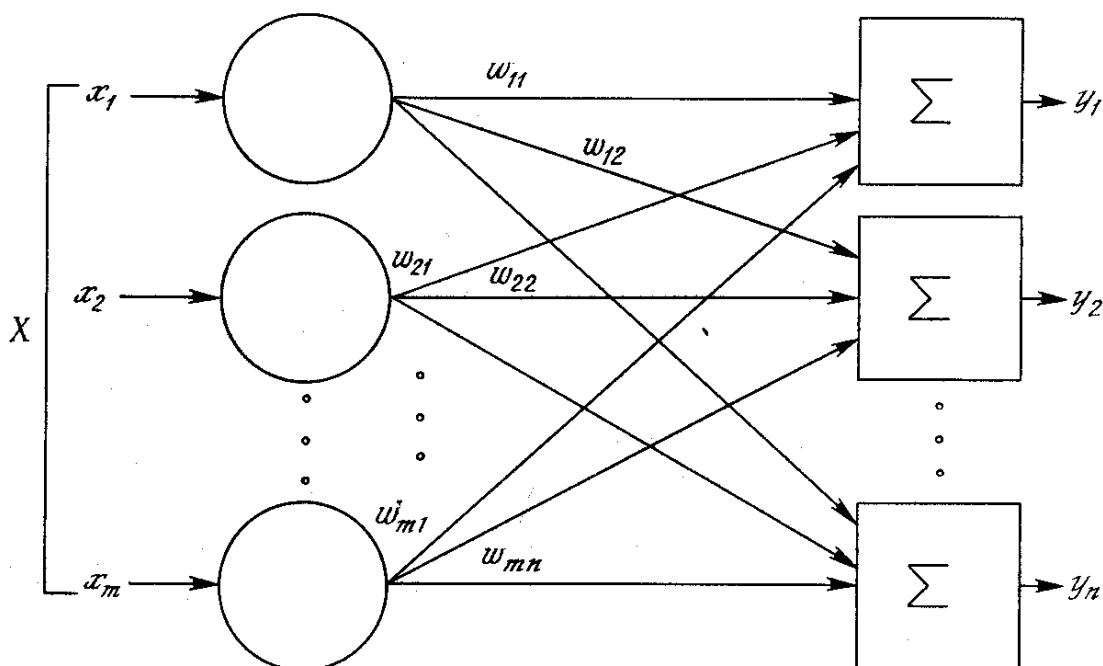


Рис. 1.18. Однослойная нейронная сеть

Хотя один нейрон и способен выполнять простейшие процедуры распознавания, сила нейронных вычислений проистекает от соединений нейронов в сетях. Простейшая сеть состоит из группы нейронов, образующих слой, как показано в правой части рис. 1.5. Отметим, что вершины-круги слева служат лишь для распределения входных сигналов. Они не выполняют каких-либо вычислений, и поэтому не будут считаться слоем. По этой причине они обозначены кругами, чтобы отличать их от вычисляющих нейронов, обозначенных квадратами. Каждый элемент из множества входов  $X$  отдельным весом соединен с каждым искусственным нейроном. А каждый нейрон выдает взвешенную сумму входов в сеть. В искусственных и биологических сетях многие соединения могут отсутствовать, все соединения показаны в целях общности. Могут иметь место также соединения между выходами и входами элементов в слое. Удобно считать веса элементами матрицы  $W$ . Матрица имеет  $m$  строк и  $n$  столбцов, где  $m$  – число входов, а  $n$  – число нейронов. Например,  $w_{2,3}$  – это вес, связывающий третий вход со вторым нейроном. Таким образом, вычисление выходного вектора  $N$ , компонентами которого являются выходы  $OUT$  нейронов, сводится к матричному умножению  $N = XW$ , где  $N$  и  $X$  – векторы-строки.

Более крупные и сложные нейронные сети обладают, как правило, и большими вычислительными возможностями. Хотя созданы сети всех конфигураций, какие только можно себе представить, послойная организация нейронов копирует слоистые структуры определенных отделов мозга. Оказалось, что такие многослойные сети обладают большими возможностями, чем однослойные, и в последние годы были разработаны алгоритмы для их обучения.

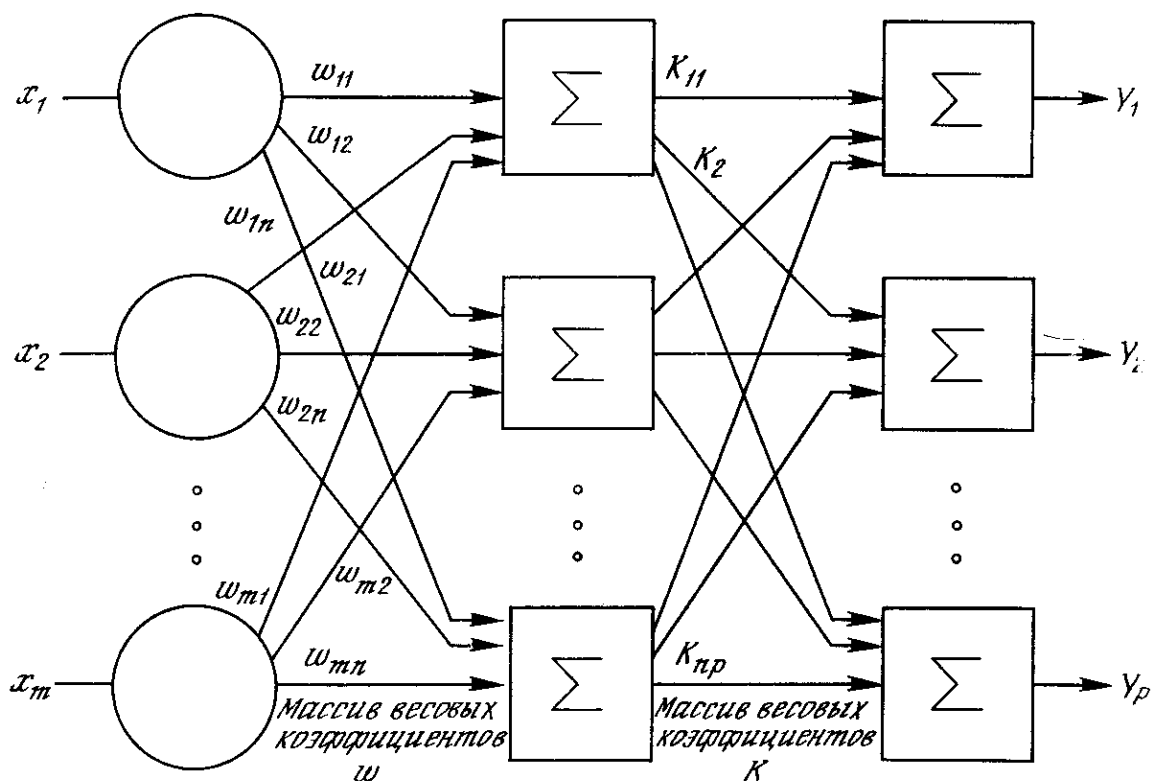


Рис. 1.19. Двухслойная нейронная сеть

Многослойные сети могут образовываться каскадами слоев. Выход одного слоя является входом для последующего слоя. Подобная сеть показана на рис. 1.6 и снова изображена со всеми соединениями.

#### 1.4. Обучение искусственных нейронных сетей

Среди всех интересных свойств искусственных нейронных сетей ни одно не захватывает так воображения, как их способность к обучению. Их обучение до такой степени напоминает процесс интеллектуального развития человеческой

личности что может показаться, что достигнуто глубокое понимание этого процесса.

Сеть обучается, чтобы для некоторого множества входов давать желаемое (или, по крайней мере, сообразное с ним) множество выходов. Каждое такое входное (или выходное) множество рассматривается как вектор. Обучение осуществляется путем последовательного предъявления входных векторов с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой. В процессе обучения веса сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор вырабатывал выходной вектор.

Различают алгоритмы обучения с учителем и без учителя. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Обычно сеть обучается на некотором числе таких обучающих пар. Предъявляется выходной вектор, вычисляется выход сети и сравнивается с соответствующим целевым вектором, разность (ошибка) с помощью обратной связи подается в сеть и веса изменяются в соответствии с алгоритмом, стремящимся минимизировать ошибку. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня.

Обучение без учителя является намного более правдоподобной моделью обучения в биологической системе. Развита Кохоненом и многими другими, она не нуждается в целевом векторе для выходов и, следовательно, не требует сравнения с predetermined идеальными ответами. Обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т. е. чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Предъявление на вход вектора из данного класса даст определенный выходной вектор, но до

обучения невозможно предсказать, какой выход будет производиться данным классом входных векторов. Следовательно, выходы подобной сети должны трансформироваться в некоторую понятную форму, обусловленную процессом обучения. Это не является серьезной проблемой. Обычно не сложно идентифицировать связь между входом и выходом, установленную сетью.

### 1.5. Нейронные сети обратного распространения

Нейронные сети обратного распространения – это мощнейший инструмент поиска закономерностей, прогнозирования, качественного анализа. Такое название – сети обратного распространения (back propagation) они получили из-за используемого алгоритма обучения, в котором ошибка распространяется от выходного слоя к входному, т.е. в направлении, противоположном направлению распространения сигнала при нормальном функционировании сети. Нейронная сеть обратного распространения состоит из нескольких слоев нейронов, причем каждый нейрон слоя  $i$  связан с каждым нейроном слоя  $i+1$ , т.е. речь идет о полносвязной НС. В общем случае задача обучения НС сводится к нахождению некой функциональной зависимости  $Y=F(X)$  где  $X$  – входной, а  $Y$  – выходной векторы. В общем случае такая задача, при ограниченном наборе входных данных, имеет бесконечное множество решений. Для ограничения пространства поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки НС, которая находится по методу наименьших квадратов:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \quad (5)$$

где

$y_j$  – значение  $j$ -го выхода нейросети

$d_j$  – целевое значение  $j$ -го выхода

$p$  – число нейронов в выходном слое

Обучение нейросети производится методом градиентного спуска, т. е. на каждой итерации изменение веса производится по формуле

$$\Delta w_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

где  $\eta$  – параметр, определяющий скорость обучения.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

где

$y_j$  – значение выхода  $j$ -го нейрона

$S_j$  – взвешенная сумма входных сигналов, определяемая по формуле (1).

При этом множитель

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \equiv x_i \quad (8)$$

где

$x_i$  – значение  $i$ -го входа нейрона

Далее рассмотрим определение первого множителя формулы (7)

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \quad (9)$$

где

$k$  – число нейронов в слое  $n+1$ .

Введем вспомогательную переменную

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (10)$$



Тогда мы сможем определить рекурсивную формулу для определения  $n$ -ного слоя, если нам известно следующего  $(n+1)$ -го слоя.

$$\delta_j^{(n)} = \left[ \sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \quad (11)$$

Нахождение же для последнего слоя НС не представляет трудности, так как нам известен целевой вектор, т. е. вектор тех значений, которые должна выдавать НС при данном наборе входных значений.

$$\delta_j^{(N)} = (y_i^{(N)} - d_i) \cdot \frac{dy_i}{dS_i} \quad (12)$$

И наконец запишем формулу (6) в раскрытом виде

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = - \eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot x_i^n \quad (13)$$

Рассмотрим теперь полный алгоритм обучения нейросети:

1. подать на вход НС один из требуемых образов и определить значения выходов нейронов нейросети
2. рассчитать для выходного слоя НС по формуле (12) и рассчитать изменения весов выходного слоя N по формуле (13)
3. Рассчитать по формулам (11) и (13) соответственно и  $\Delta w_{ij}^{(N)}$  для остальных слоев НС,  $n = N-1..1$
4. Скорректировать все веса НС

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (14)$$

5. Если ошибка существенна, то перейти на шаг 1

На этапе 2 сети поочередно в случайном порядке предъявляются вектора из обучающей последовательности.

### **1.7. Постановка задачи**

Необходимо исследовать процесс распознавания лица, выделить основные составляющие данного процесса. Следует определить свойства и принципы, на основе которых можно использовать нейронные сети. При этом необходимо:

- исследовать процесс обработки изображения на основе нейронных сетей;
- определить основные принципы для обеспечения оптимальной работы сети;
- смоделировать процесс обучения нейронной сети на языке программирования C++;
- провести анализ полученных результатов.

### **Выводы**

В данной главе были освещены основные теоретические аспекты поставленной в данной работе задачи. Проведен сравнительный анализ существующих на сегодняшний день подходов к ее решению. Изложены основные цели данной работы.

## **II. РАЗРАБОТКА РАСПОЗНАЮЩЕЙ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

В данной главе описана используемая модель решения задачи распознавания лица человека. Рассмотрен каждый этап решения поставленной в данной работе задачи.

### **2.1. Предварительная обработка изображения**

На вход программы подается картинка разрешением не более 1100x1100 пикселей. Сразу после загрузки происходит процесс предварительной обработки, заключающийся в том, что исходное изображение раскладывается на красный, синий и зеленый каналы, после чего эти составляющие сохраняются отдельно. Кроме того, на основе информации содержащейся в этих составляющих формируется дополнительный канал – изображение в оттенках серого. Эти составляющие используются в последующих этапах.

### **2.2. Решение проблемы обнаружения лица**

Для обнаружения местоположения лица на исходном изображении был применен метод цветового сегментирования. Как показали исследования, диапазон цвета человеческой кожи достаточно компактен и цветовые характеристики могут быть применимы для обнаружения областей соответствующим коже на фотографиях. Преимущества использования цвета:

- Цвет - базовый признак лица, легко распознаваемый человеческим зрением.
- Цвет - низкоуровневый признак с малой вычислительной сложностью.
- Цвет инвариантен к пространственным преобразованиям.

С другой стороны цветовая информация чувствительна к изменениям освещения и технических характеристик видеоаппаратуры.

Суть применяемого в данной работе метода цветового сегментирования заключается в последовательной проверке каждого пикселя изображения на соответствие критерию, определяющему принадлежит ли цвет данного пикселя диапазону цвета кожи. Для реализации цветового классификатора необходимо

выбрать цветное пространство и затем эмпирически установить границы области этого пространства соответствующей диапазону цвета кожи.

В данной работе были использованы три различных цветовых пространства и соответствующие им классификаторы:

1) Цветное пространство RGB

Цветовой классификатор  $P_{rgb}(skin) = R > 95$  and  $G > 40$  and  $B > 20$   
 and  $R > G$  and  $R > B$  and  $|R - G| > 15$  and  $Max(R, G, B) - Min(R, G, B) > 15$  (2.1)

2) Цветное пространство HSV

Формула перевода из RGB:

$$H = \arccos \frac{\frac{1}{2}((R - G) + (R - B))}{\sqrt{((R - G)^2 + (R - B)(G - B))}}$$

$$S = 1 - 3 \frac{\min(R, G, B)}{R + G + B}$$

$$V = \frac{1}{3}(R + G + B)$$
(2.2)

Цветовой классификатор  $Phsv(skin) = S > 0.07$  and  $S < 0.8$  and  
 $H > 0$  and  $H < 0.2 * \pi$  (2.3)

3) Цветное пространство TSL

Формула перевода из RGB:

$$S = [9/5(r'^2 + g'^2)]^{1/2}$$

$$T = \begin{cases} \arctan(r'/g')/2\pi + 1/4, & g' > 0 \\ \arctan(r'/g')/2\pi + 3/4, & g' < 0 \\ 0, & g' = 0 \end{cases}$$

$$L = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$
(2.4)

$$r = R/(R+G+B)$$

$$g = G/(R+G+B)$$

Цветовой классификатор  $Ptsl(\text{skin}) = |T-0.578| < 0.1$  and  $|S-0.157| < 0.118$  (2.5)

Финальное решение о принадлежности пикселя коже выносится на основе результатов всех трех классификаторов.



Рис. 2.1. Исходное изображение.

После цветового фильтра к изображению применяется краевой детектор Канны для выделения границ между объектами. Это необходимо т.к. после цветовой фильтрации регионы близкие по цвету могут слиться воедино.

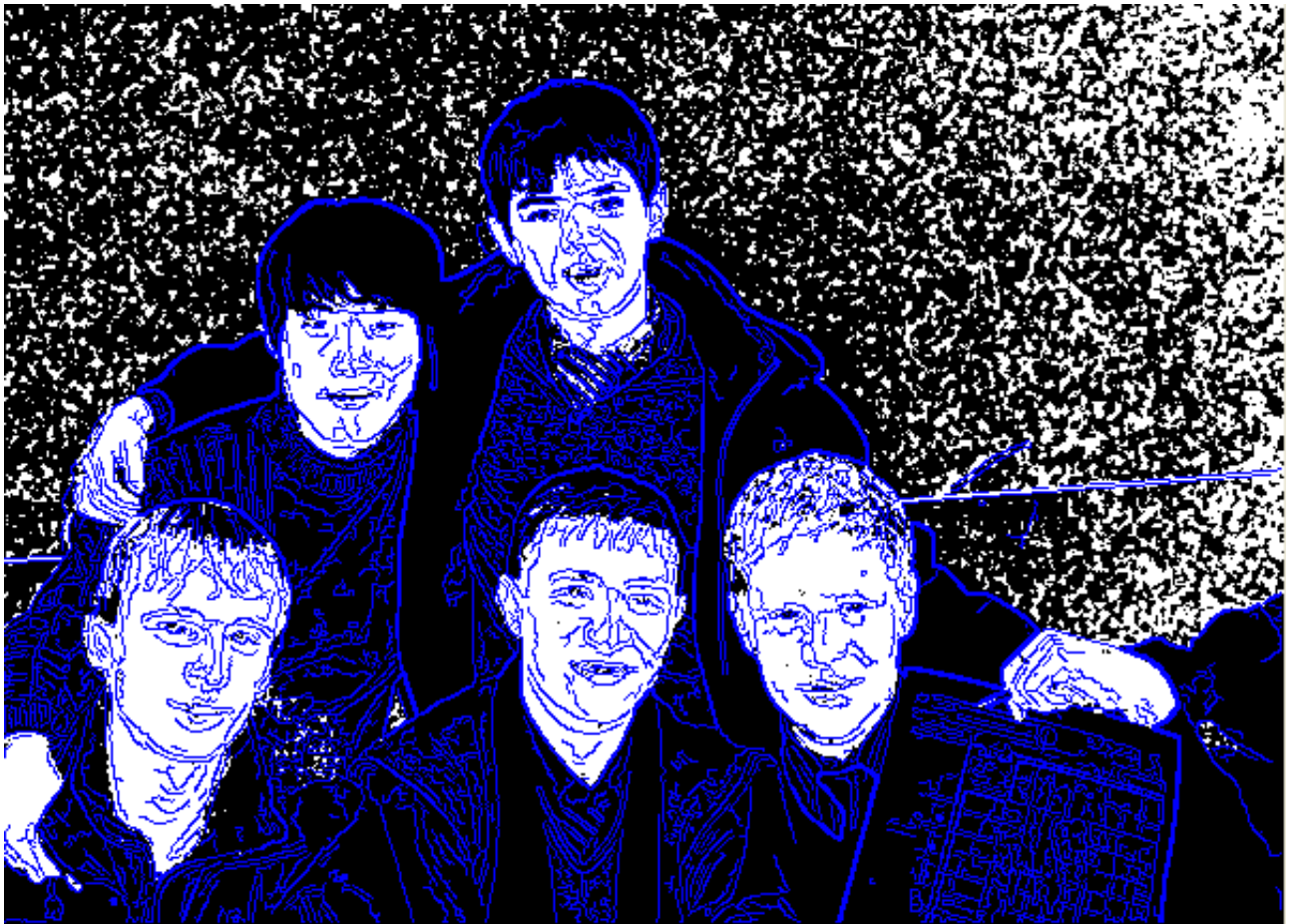


Рис. 2.2. Исходное изображение после применения цветовой фильтрации и детектора краев. Наконец, каждый сегмент в полученной цвето-краевой карте проверяется геометрическим классификатором, определяющим его пропорции, размеры и форму. На основе этих проверок геометрический классификатор выносит решение о том, является ли проверяемый сегмент лицом или нет. Если результат оказывается положительным, границы лицевого региона корректируются и запоминаются для последующей обработки.

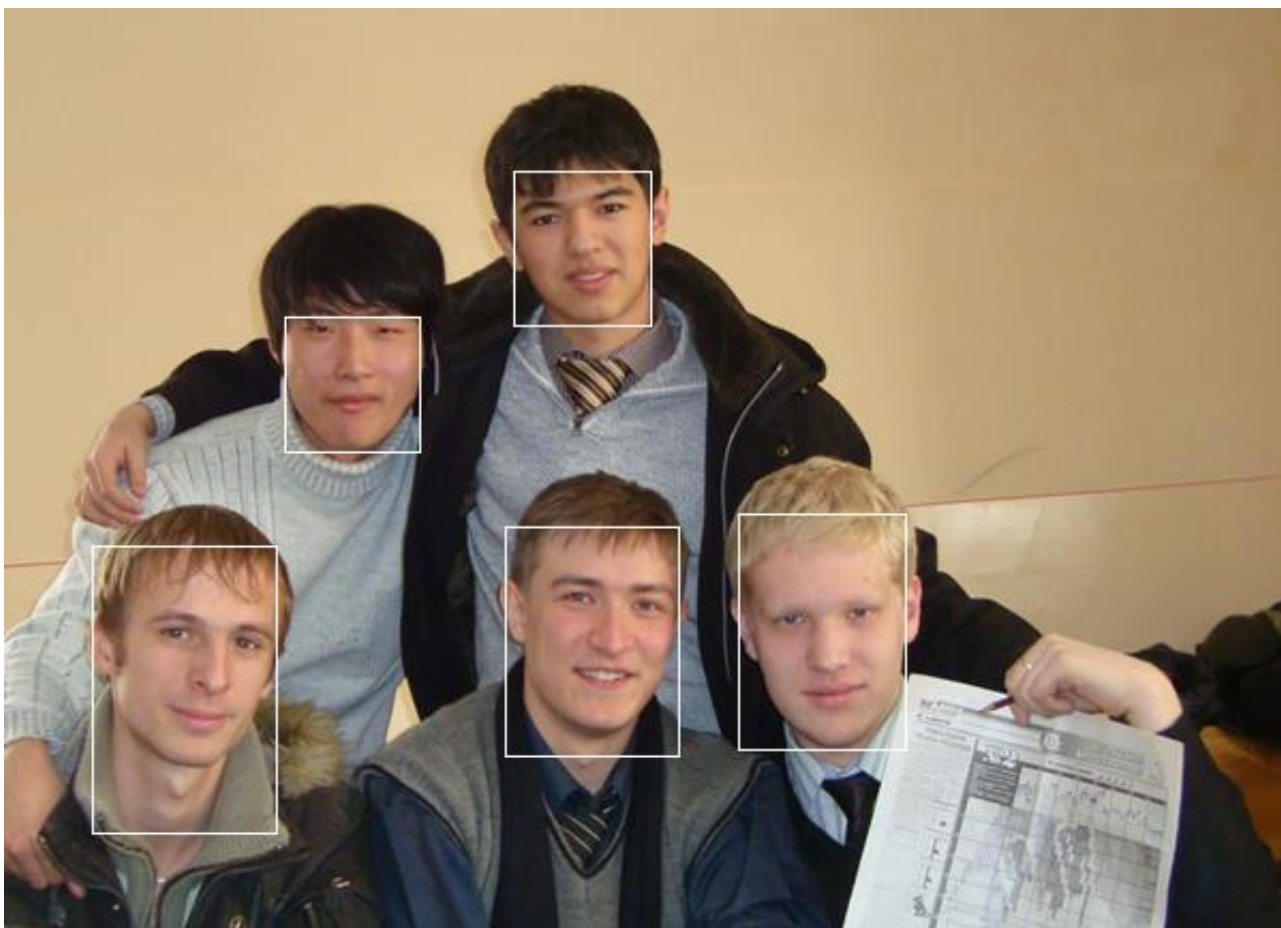


Рис. 2.3. Изображение после прохождения через геометрический фильтр, с выделенными лицевыми регионами.

### 2.3. Извлечение ключевых характеристик

Когда лицо обнаружено можно приступить к следующему этапу. Цель этого этапа – извлечение числовых характеристик, соответствующих объекту распознаванию и зависящих от выбранного метода распознавания. В данной работе такими характеристиками являются несколько различных расстояний между элементами лица взятых в различных пропорциях друг к другу, что позволяет обеспечить инвариантность по отношению к двумерным геометрическим преобразованиям, таким как поворот, перенос и масштабирование. Для вычисления этих расстояний используются 10 антропометрических точек – центры и внешние края глаз, центр губ, точка на переносице, и 4 точки на скулах.

Для получения координат этих точек используется сегментный краевой детектор SUSAN, настроенный так, чтобы находить зоны неравномерного



цветового распределения на лице. Затем полученные зоны проходят цветовой и геометрический тест, который определяет, является ли данная зона глазом или ртом. После чего вычисляют координаты центров тяжести этих зон, которые и принимаются за центры глаз и рта соответственно. На основе координат этих трех точек вычисляется угол наклона лица к горизонтали, и рассчитываются остальные точки. После получения координат всех антропометрических точек вычисляется расстояния между ними и берется набор их отношений, который и выступает в качестве исходных данных для распознавания.

## 2.4. Построение нейросетевого классификатора

Результатом второго этапа выступает вектор антропометрических значений. После получения этого вектора необходимо сравнить полученный вектор с векторами хранящимися в базе данных, и определить среди них вектор наиболее «близкий» данному. Иными словами встает проблема классификации данных: полученный вектор выступает в качестве объекта классификации, векторы, хранящиеся в базе данных, представляют собой некое множество классов; необходимо определить какому из классов принадлежит классифицируемый объект. Для решения задачи классификации была разработана и реализована модель искусственной нейронной сети.

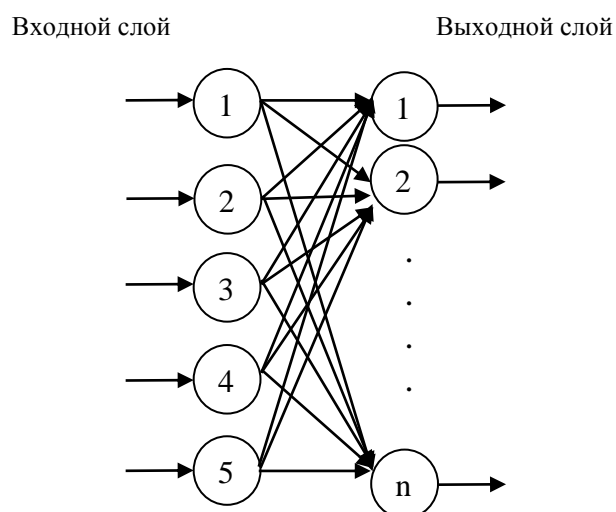


Рис. 2.6. Структура применяемой нейронной сети.

Искусственная нейронная сеть, используемая в данной работе, состоит из двух слоев. Первый или входной слой, состоящий из пяти нейронов, служит для



распределения компонент вектора антропометрических значений, подаваемого на вход сети между нейронами второго слоя. Каждый нейрон этого слоя соответствует одной определенной компоненте антропометрического вектора. Второй или выходной слой выполняет оценку близости данного входного вектора каждому из классов, представленных в базе. Каждый нейрон этого слоя соответствует одному определенному классу из базы, и, следовательно, их число меняется в зависимости от количества записей хранящихся в базе. В качестве передаточной функции была выбрана логистическая функция. Выходное значение каждого нейрона выходного слоя определяет степень совпадения входного антропометрического вектора классу, представленному этим нейроном. Диапазон выходных значений для нейронов второго слоя представляет собой отрезок  $[0, 1]$ . Для обучения сети был выбран упрощенный вариант алгоритма обратного распространения ошибки.

### **Выводы**

Таким образом, в данной главе были описаны модели решения всех этапов задачи распознавания лица человека с использованием нейросетевых технологий.

### **III. Программная реализация поставленной задачи**

В данной главе освещаются основные вопросы, связанные с программной реализацией решения поставленной в данной работе задачи. Дается краткое описание используемого инструментария и структуры программы.

#### **3.1. Описание выбранного инструментария**

В качестве языка программирования используемого для реализации решения поставленной задачи был выбран язык C++. Данный язык обладает несколькими качествами, делающими его пригодным и эффективным для решения поставленной задачи, а именно:

1. Данный язык предоставляет программисту большой набор возможностей.
2. Синтаксис данного языка позволяет писать достаточно компактный и эффективный код.
3. Вследствие его распространенности существует множество сред быстрой разработки поддерживающих разработку приложений с помощью этого языка, а также большое количество справочной информации.

Что касается конкретной среды разработки, была выбрана среда Embarcadero Technologies CodeGear RAD Studio 2009. На сегодняшний день, эта среда быстрой разработки приложений является одной из самых распространенных сред, поддерживающих разработку программ на языке C++. Эта среда обладает эффективным и быстрым компилятором, большим набором поддерживаемых функций и инструментов разработки, удобным интерфейсом, а также мощной и подробной справочной системой, что делает процесс разработки в этой среде быстрее и удобнее.

### 3.2. Руководство программиста

Для хранения изображений, подаваемых на вход и получаемых в процессе работы программы, используется класс Image, имеющий следующую структуру:

Таблица №1. Описание класса Image.

Поле/Метод	Описание
short SizeX;	Размер изображения по горизонтали (в пикселях).
short SizeY;	Размер изображения по вертикали (в пикселях).
int O[][];	Исходное изображение
unsigned char R[][];	Красный канал исходного изображения
unsigned char G[][];	Зеленый канал исходного изображения
unsigned char B[][];	Синий канал исходного изображения
unsigned char Gray[][];	Исходного изображения в режиме оттенков серого
void operator=(Graphics::TBitmap *BMP)	Функция получения изображения из BMP-картинки
void SendChannel(Graphics::TBitmap *BMP, char num)	Функция передачи изображения в BMP-картинку для вывода на экран или сохранения.

Ниже приведен список основных подпрограмм используемых в проекте.

Таблица №2. Описание основных функций

Функция	Описание
<code>void Recognize()</code>	Идентификация по базе
<code>void ForwardPhase(double Input[])</code>	Прямой проход по нейросети
<code>void BackPropagation()</code>	Обучение по алгоритму обратного распространения ошибки

<code>void LineScan(int X, int Y, double k, double b, int dir, int ind)</code>	Вспомогательная функция для обнаружения антропометрических точек на скулах
<code>void AVVBuilder()</code>	Формирование антропометрического вектора
<code>bool LipsDetector(vector&lt;TPoint&gt; V, Image &amp;Input, Image &amp;Output, int X1, int Y1, int X2, int Y2)</code>	Верификатор области рта
<code>bool EyeDetector(Image &amp;Input, Image &amp;Output, int X1, int Y1, int X2, int Y2, int MinX, int MinY, int MaxX, int MaxY)</code>	Верификатор области глаз
<code>void SUSAN(Image &amp;Input, Image &amp;Output)</code>	Краевой детектор SUSAN
<code>void ImageLoading()</code>	Функция загрузки изображения в программу
<code>void CannyEdgeDetector(Image &amp;Input, Image &amp;Output)</code>	Краевой детектор Канни
<code>void FeatureExtractor(Image &amp;Input, int X1, int Y1, int X2, int Y2)</code>	Экстрактор антропометрических точек
<code>void ColorFilter(Image &amp;Img1, Image &amp;Output)</code>	Цветовой фильтр
<code>void FaceDetector(Image &amp;Input)</code>	Лицевой детектор

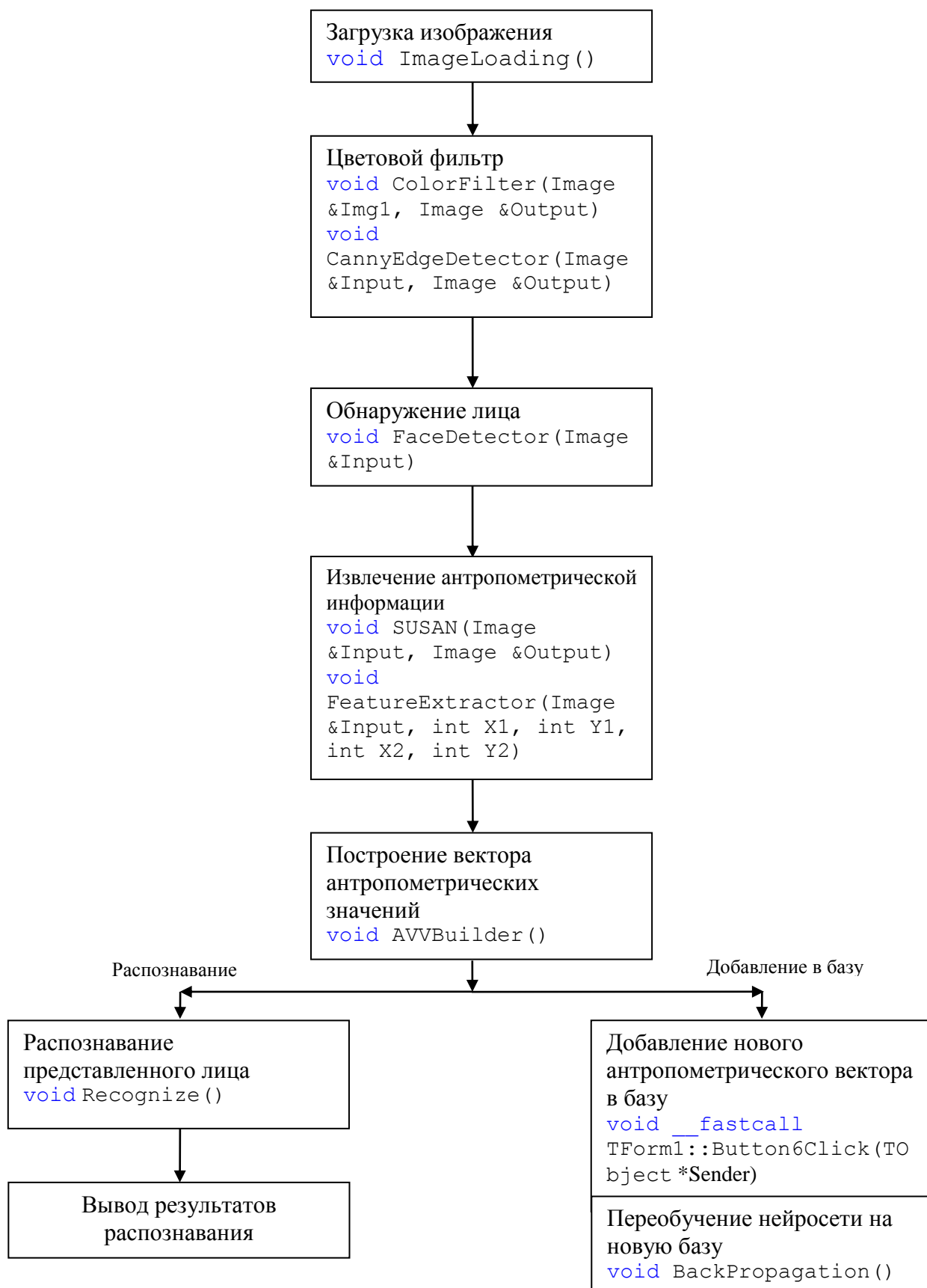


Рис.3.1. Схема работы программы

### 3.3. Руководство пользователя

Внешний вид рабочего окна программы представлен на рис. 3.2. Все элементы в окне программы разбиты разделены на несколько групп. Вверху окна расположено главное меню, содержащее команды общего назначения. Ниже расположена адресная строка и кнопка “Browse”, при нажатии на которую открывается диалог открытия файлов. Под адресной строкой, в левой части окна располагается группа кнопок, отвечающих за разные стадии процесса распознавания, а также поля для вывода значений компонент антропометрического вектора. Справа от этих элементов находится панель на которой отображаются загружаемые изображения. Под этой панелью расположен блок информации о субъекте. В этом блоке выводиться информация о субъекте при успешном распознавании.

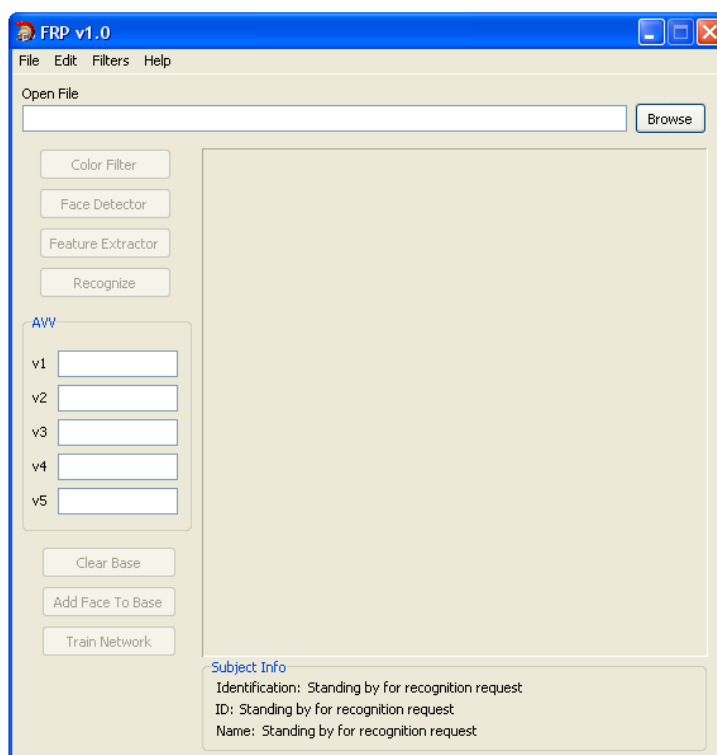


Рис. 3.2. Рабочее окно программы.

Для начала работы с программой необходимо загрузить в нее исходное изображение. Для этого надо нажать кнопку “Browse” и в появившемся диалоговом окне выбрать желаемый файл. Затем последовательно нажимать кнопки “Color Filter”(Применение цветового фильтра), “Face

Detector”(Детектор лиц) и “Feature Extractor”(Экстрактор антропометрической информации). После этого, надо нажать “Recognize” для запуска процесса распознавания. В случае если распознавание было успешным и субъект идентифицирован, в блоке информации о субъекте появится информация об идентифицированном человеке. В противном случае там же будет выведено сообщение о том, что распознавание не удалось и объект не идентифицирован. Кнопка “Clear Base” очищает базу лиц. Кнопка “Add Face To Base” служит для занесения нового человека в базу данных. После этого необходимо нажатием кнопки “Train Network” произвести повторное обучение сети на основе обновленной антропометрической базы.

### **Выводы**

В данной главе были рассмотрена практическая реализация решения поставленной задачи, освещены структура написанной программы, описан используемый при разработке инструментарий, приведено руководство пользователя.

## IV. Безопасность жизнедеятельности

В данной главе рассматриваются несколько важных проблем возникающих при организации безопасной производственной деятельности человека. Рассмотрены некоторые методы их решения.

### 4.1. Влияние метеорологических условий производственной среды на организм человека

#### 4.1.1. Понятие о микроклимате производственных помещений

Метеорологические условия (Микроклимат) производственных помещений – это климат внутренней среды этих помещений, который определяется действующими организм человека сочетаниями температуры, влажности и скорости движения воздуха, а также температуры окружающих поверхностей.

На рис. 1 приведена классификация производственного микроклимата.

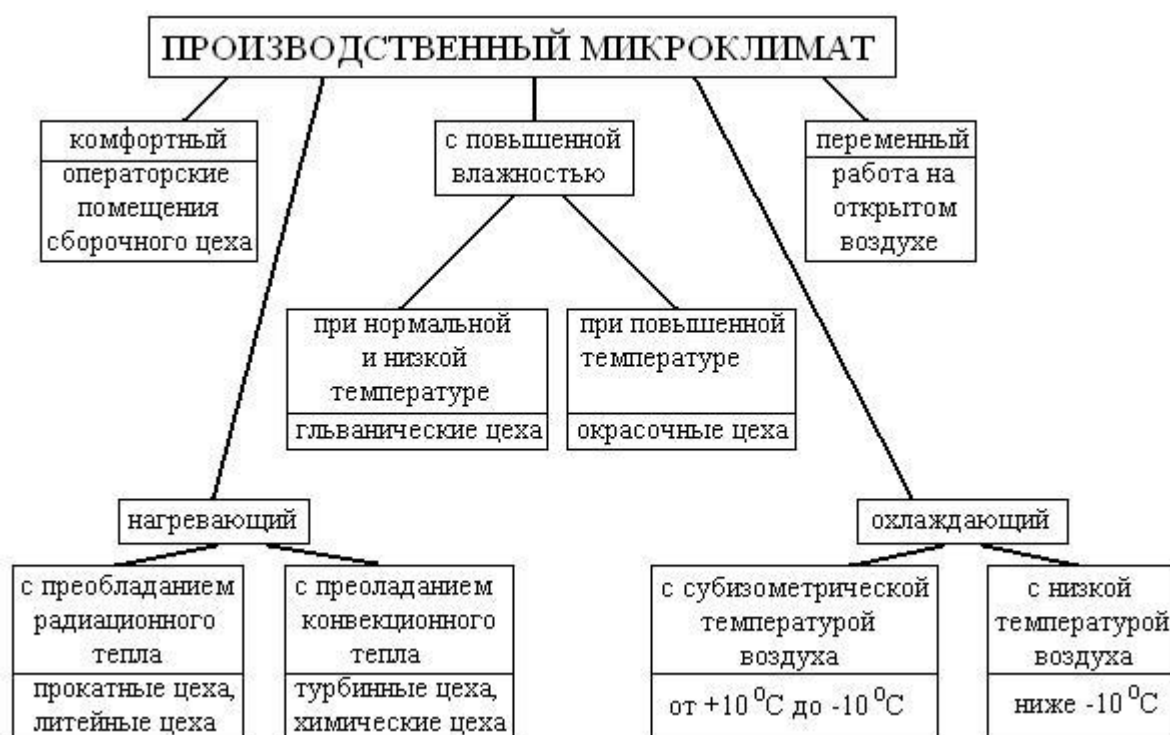


Рис. 4.1. – Виды производственного микроклимата

Метеорологические условия рабочей среды оказывают влияние на процесс теплообмена и характер работы. Микроклимат характеризуется



температурой воздуха, его влажностью и скоростью движения, а также интенсивностью теплового излучения. Длительное воздействие на человека неблагоприятных метеорологических условий резко ухудшает его самочувствие, снижает производительность труда и приводит к заболеваниям.

Высокая температура воздуха способствует быстрой утомляемости работающего, может привести к перегреву организма, тепловому удару. Низкая температура воздуха может вызвать местное или общее охлаждение организма, стать причиной простудного заболевания либо обморожения.

Влажность воздуха оказывает значительное влияние на терморегуляцию организма человека. Высокая относительная влажность (отношение содержания водяных паров в 1 м<sup>3</sup> воздуха к их максимально возможному содержанию в этом же объёме) при высокой температуре воздуха способствует перегреванию организма, при низкой же температуре она усиливает теплоотдачу с поверхности кожи, что ведёт к переохлаждению организма. Низкая влажность вызывает пересыхание слизистых оболочек путей работающего.

Подвижность воздуха эффективно способствует теплоотдаче организма человека и положительно проявляется при высоких температурах, но отрицательно низких.

Субъективные ощущения человека меняются в зависимости от изменения параметров микроклимата (таблица 1).

Температура воздуха, °С	Относительная влажность воздуха, %	Субъективное ощущение
21	40	Наиболее приятное состояние.
	75	Хорошее, спокойное состояние.
	85	Отсутствие неприятных ощущений.
	90	Усталость, подавленное состояние.
24	20	Отсутствие неприятных ощущений.
	65	Неприятные ощущения.

30	80	Потребность в покое.
	100	Невозможность выполнения тяжёлой работы.
	25	Отсутствие неприятных ощущений.
	50	Нормальная работоспособность.
	65	Невозможность выполнения тяжёлой работы.
	80	Повышение температуры тела.
	90	Опасность для здоровья.

Таблица 1 – Зависимость субъективных ощущений человека от параметров рабочей среды

Для создания нормальных условий труда в производственных помещениях обеспечивают нормативные значения параметров микроклимата: температуры воздуха, его относительной влажности и скорости движения, а также интенсивности теплового излучения.

#### 4.1.2. Основные параметры микроклимата

В процессе труда в производственном помещении человек находится под влиянием определённых условий, или микроклимата – климата внутренней среды этих помещений. К основным нормируемым показателям микроклимата воздуха рабочей зоны относятся температура, относительная влажность, скорость движения воздуха. Существенное влияние на параметры микроклимата и состояние человеческого организма оказывает также интенсивность теплового излучения различных нагретых поверхностей, температура которых превышает температуру в производственном помещении.

Относительная влажность воздуха представляет собой отношение фактического количества паров воды в воздухе при данной температуре к количеству водяного пара, насыщающего воздух при этой температуре.

Если в производственном помещении находятся различные источники тепла, температура которых превышает температуру человеческого тела, то

тепло от них самопроизвольно переходит к менее нагретому телу, т.е. человеку. Различают три способа распространения тепла: теплопроводность, конвекцию и тепловое излучение.

Теплопроводность представляет собой перенос тепла вследствие беспорядочного (теплового) движения микрочастиц (атомов, молекул), непосредственно соприкасающихся друг с другом. Конвекцией называется перенос тепла вследствие движения и перемешивания макроскопических объёмов газа или жидкости. Тепловое излучение – это процесс распространения электромагнитных колебаний с различной длиной волны, обусловленный тепловым движением атомов или молекул излучающего тела.

В реальных условиях тепло передаётся не каким-либо одним из указанных выше способов, а комбинированным.

Человек в процессе труда постоянно находится в состоянии теплового взаимодействия с окружающей средой. Для нормального протекания физиологических процессов в организме человека требуется поддержание практически постоянной температуры (36,6 °С). Способность человеческого организма к поддержанию постоянной температуры носит название терморегуляции. Терморегуляция достигается отводом выделяемого организмом тепла в процессе жизнедеятельности в окружающее пространство.

#### **4.1.3. Создание требуемых параметров микроклимата**

Для создания требуемых параметров микроклимата в производственном помещении применяют системы вентиляции и кондиционирования воздуха, а также различные отопительные устройства. Вентиляция представляет собой смену воздуха в помещении, предназначенную поддерживать в нем соответствующие метеорологические условия и чистоту воздушной среды.

Вентиляция помещений достигается удалением из них нагретого или загрязненного воздуха и подачей чистого наружного воздуха. Общеобменная вентиляция, предназначенная для обеспечения заданных метеорологических условий осуществляет смену воздуха во всём помещении. Она предназначена

для поддержания требуемых параметров воздушной среды во всём объёме помещения.

По способу перемещения воздуха вентиляция может быть как естественной, так и с механическим побуждением, возможно также сочетание этих двух способов. При естественной вентиляции воздух перемещается за счёт разности температур в помещении и наружного воздуха, а также в результате действия ветра.

Способы естественной вентиляции: инфильтрация, проветривание, аэрация, с использованием дефлекторов.

В настоящее время для поддержания для требуемых параметров микроклимата широко применяют установки для кондиционирования воздуха (кондиционирования). Кондиционированием воздуха называется создание и автоматическое поддержание в производственных или бытовых помещениях независимо от внешних метеорологических условий постоянных или изменяющихся по определённой программе температуры, влажности, чистоты и скорости движения воздуха, сочетания которых создаёт комфортные условия труда или требуется для нормального протекания технологического процесса. Кондиционер – это автоматизированная вентиляционная установка, поддерживающая в помещении заданные параметры микроклимата.

Для поддержания заданной температуры воздуха в помещениях в холодное время года используют водяную, паровую, воздушную и комбинированную системы отопления.

В системах водяного отопления в качестве теплоносителя используется вода, либо перегретая выше этой температуры. Такие системы отопления наиболее эффективны в санитарно-гигиеническом отношении.

Системы парового отопления используется, как правило, в промышленных помещениях. Теплоносителем в них является водяной пар низкого или высокого давления.

В воздушных системах для отопления используется нагретый в специальных установках (калориферах) воздух. Комбинированные системы

отопления используют в качестве элементов рассмотренные выше системы отопления.

## **4.2. Чрезвычайные ситуации. Защита предприятия в чрезвычайных ситуациях и ликвидация последствий**

### **4.2.1. Чрезвычайные ситуации**

Чрезвычайная ситуация (ЧС) - это обстановка на определенной территории, сложившаяся в результате аварии, опасного природного явления, катастрофы, стихийного или иного бедствия, которые могут повлечь или повлекли за собой человеческие жертвы, ущерб здоровью людей или окружающей природной среде, значительные материальные потери и нарушение условий жизнедеятельности людей.

Экстремальное событие - это отклонение от нормы процессов или явлений.

Авария - это экстремальное событие техногенного характера, происшедшее по конструктивным, производственным, технологическим или эксплуатационным причинам, либо из-за случайных внешних воздействий, и заключающееся в повреждении, выходе из строя, разрушении технических устройств или сооружений.

Производственная или транспортная катастрофа - это крупная авария, повлекшая за собой человеческие жертвы, значительный материальный ущерб и другие тяжелые последствия.

Опасное природное явление - это стихийное событие природного происхождения, которое по своей интенсивности, масштабу распространения и продолжительности может вызвать отрицательные последствия для жизнедеятельности людей, экономики и природной среды.

Стихийное бедствие - это катастрофическое природное явление (или процесс), которое может вызвать многочисленные человеческие жертвы, значительный материальный ущерб и другие тяжелые последствия.

Экологическая катастрофа (экологическое бедствие) - чрезвычайное событие особо крупных масштабов, вызванное изменением (под воздействием антропогенных факторов) состояния суши, атмосферы, гидросферы и биосферы, сопровождающееся массовой гибелью живых организмов и экономическим ущербом.

#### **4.2.2. Классификация чрезвычайных ситуаций**

Всю совокупность возможных чрезвычайных ситуаций целесообразно первоначально разделить на конфликтные и бесконфликтные.

- К конфликтным, прежде всего, могут быть отнесены военные столкновения, экономические кризисы, экстремистская политическая борьба, социальные взрывы, национальные и религиозные конфликты, терроризм, разгул уголовной преступности, крупномасштабная коррупция и др.
- Бесконфликтные чрезвычайные ситуации, в свою очередь, могут быть классифицированы (систематизированы) по значительному числу признаков, описывающих явления с различных сторон их природы и свойств.

Все чрезвычайные ситуации можно классифицировать по трем основным принципам - масштабу распространения, темпу развития и природе происхождения.

При классификации чрезвычайных ситуаций по масштабу распространения следует учитывать не только размеры территории, подвергнувшейся воздействию ЧС, но и возможные ее косвенные последствия. К ним относятся тяжелые нарушения организационных, экономических, социальных и других существенных связей, действующих на значительных расстояниях. Кроме того, принимается во внимание тяжесть последствий, которая и при небольшой площади ЧС может быть огромной и трагичной.

- Локальные (частные) чрезвычайные ситуации не выходят территориально и организационно за пределы рабочего места или участка, малого отрезка дороги, усадьбы или квартиры. К локальным относятся чрезвычайные ситуации, в результате которых пострадало не более 10 человек, либо нарушены условия жизнедеятельности не более 100 человек, либо материальный ущерб составляет не более 1 тыс. минимальных размеров оплаты труда.
- Если последствия чрезвычайной ситуации ограничены территорией производственного или иного объекта (т.е. не выходят за пределы санитарно-защитной зоны) и могут быть ликвидированы его силами и ресурсами, то эти ЧС называются объектовыми.
- Чрезвычайные ситуации, распространение последствий которых ограничено пределами населенного пункта, города (района), области, края, республики и устраняются их силами и средствами, называются местными. К местным относятся чрезвычайные ситуации, в результате которых пострадало свыше 10, но не более 50 человек, либо нарушены условия жизнедеятельности свыше 100, но не более 300 человек, либо материальный ущерб составляет свыше 1 тыс., но не более 5 тыс. минимальных размеров оплаты труда.
- Региональные чрезвычайные ситуации - такие ЧС, которые распространяются на территорию нескольких областей (краев, республик) или экономический район. Для ликвидации последствий таких ЧС необходимы объединенные усилия этих территорий, а также участие федеральных сил. К региональным относятся ЧС, в результате которых пострадало от 50 до 500 человек, либо нарушены условия жизнедеятельности от 500 до 1000 человек, либо материальный ущерб составляет от 0,5 до 5 млн. минимальных размеров оплаты труда.
- Национальные (федеральные) чрезвычайные ситуации охватывают обширные территории страны, но не выходят за ее границы. Здесь задействуются силы, средства и ресурсы всего государства. Часто

прибегают и к иностранной помощи. К национальным относятся ЧС, в результате которых пострадало свыше 500 человек, либо нарушены условия жизнедеятельности более 1000 человек, либо материальный ущерб составляет более 5 млн. минимальных размеров оплаты труда.

- Глобальные (трансграничные) чрезвычайные ситуации выходят за пределы страны и распространяются на другие государства. Их последствия устраняются силами и средствами как пострадавших государств, так и международного сообщества.

Каждому виду чрезвычайных ситуаций свойственна своя скорость распространения опасности, являющаяся важной составляющей интенсивности протекания чрезвычайного события и характеризующая степень внезапности воздействия поражающих факторов. С этой точки зрения такие события можно подразделить на:

- внезапные (взрывы, транспортные аварии, землетрясения и т.д.);
- стремительные (пожары, выброс газообразных сильнодействующих ядовитых веществ (СДЯВ), гидродинамические аварии с образованием волн прорыва, сель и др.),
- умеренные (выброс радиоактивных веществ, аварии на коммунальных системах, извержения вулканов, половодья и пр.);
- плавные (аварии на очистных сооружениях, засухи, эпидемии, экологические отклонения и т.п.). Плавные (медленные) чрезвычайные ситуации могут длиться многие месяцы и годы, например, последствия антропогенной деятельности в зоне Аральского моря.

Классификация чрезвычайных ситуаций по происхождению:

- Чрезвычайные ситуации техногенного характера
- Чрезвычайные ситуации природного характера
- Чрезвычайные ситуации экологического характера



### 4.2.3. Ликвидация последствий ЧС

Ликвидация чрезвычайной ситуации осуществляется силами и средствами предприятий, учреждений и организаций независимо от их организационно-правовой формы, органов местного самоуправления, органов исполнительной власти субъектов, на территории которых сложилась чрезвычайная ситуация, под руководством соответствующих комиссий по чрезвычайным ситуациям. Ликвидация чрезвычайной ситуации считается завершённой по окончании проведения аварийно-спасательных и других неотложных работ.

Спасательные работы. Спасательные и другие неотложные работы в очагах поражения включают:

- разведку очага поражения, в результате которой получают истинные данные о сложившейся обстановке;
- локализацию и тушение пожаров, спасение людей из горящих зданий;
- розыск и вскрытие заваленных защитных сооружений, розыск и извлечение из завалов пострадавших;
- оказание пострадавшим медицинской помощи, эвакуация поражённых в медицинские учреждения, эвакуация населения из зон возможного катастрофического воздействия (затопления, радиационного и другого заражения);
- санитарная обработка людей, обеззараживание транспорта, технических систем, зданий, сооружений и промышленных объектов;
- неотложные аварийно-восстановительные работы на промышленных объектах.

Разведка в кратчайшие сроки должна установить характер и границы разрушений и пожаров, степень радиоактивного и иного вида заражения в различных районах очага, наличие поражённых людей и их состояние, возможные пути ввода спасательных формирований и эвакуации пострадавших. По данным разведки определяют объёмы работ, уточняют

способы ведения спасательных и аварийных работ, разрабатывают план ликвидации последствий чрезвычайного события.

В планах ликвидации последствий намечают конкретный перечень неотложных работ, устанавливают их очередность. С учетом объемов и сроков проведения спасательных работ определяют силы и средства их выполнения. В первую очередь в плане необходимо предусматривать работы, направленные на прекращение воздействия внешнего фактора на объект (если это возможно), локализацию очага поражения, постановка средств, препятствующих распространению опасности по территории объекта. Для своевременного и успешного проведения спасательных работ планируется проведение целого ряда неотложных мероприятий:

- устройство при необходимости проездов в завалах и на загрязненных участках; оборудование временных путей движения транспорта (так называемых колонных путей);
- локализация аварий на сетях коммунально-энергетических систем; восстановление отдельных поврежденных участков энергетических и водопроводных сетей и сооружений;
- укрепление и обрушение конструкций зданий и сооружений, препятствующих безопасному проведению спасательных работ.

В качестве спасательных сил используют обученные спасательные формирования, создаваемые заблаговременно, а также вновь сформированные подразделения из числа работников промышленного объекта (подразделений гражданской обороны объекта). В качестве технических средств используют как объектовую технику (бульдозеры, экскаваторы со сменным оборудованием, автомобили-самосвалы, автогрейдеры, моторные и прицепные катки, пневматический инструмент и т. д.), так и спецтехнику, находящуюся в распоряжении спасательных формирований (специальные подъемно-транспортные машины, корчеватели-собиратели, ручной спасательный инструмент, бетоноломы, средства контроля и жизнеобеспечения).

Очень важно как можно быстрее оценить обстановку, предугадать развитие пожаров и на этой основе принять правильное решение по их локализации и тушению. При локализации на пути распространения огня (с учетом направления ветра) устраивают отсечные полосы: на направлении распространения пожара разбирают или обрушивают сгораемые конструкции зданий, полностью удаляют из отсечной полосы легковозгораемые материалы и сухую растительность: для создания отсечной полосы шириной до 50–100 м необходима дорожная техника (бульдозеры, грейдеры и т. д.).

### **Выводы**

Таким образом, в данной главе были рассмотрены проблемы, возникающие в связи с влиянием метеорологических условий производственной среды на организм человека, а также при различных чрезвычайных ситуациях. Были рассмотрены методы решения таких проблем.

## **Заключение**

В результате проделанной работы была смоделирована программная модель, реализующая распознавание с помощью многослойной нейронной сети. Программа реализует загрузку изображений, предобработку изображения и извлечение антропометрической информации. Далее производится классификация извлеченного образца. Анализ полученных выходных значений НС путем выбора максимального значения определяет код принадлежности к тому или иному классу, содержащемуся в базе. При лабораторных испытаниях программы использовался ПК со следующими системными характеристиками:

Процессор: Intel DualCore 3.0 GHz

ОЗУ: 2000 Мб

OS: Windows XP SP2.

Основные результаты дипломной работы следующие:

1. На основе анализа и обработки специальной литературы и ресурсов Интернет были проработаны, выявлены и применены принципы и знания из теории нейросетевых технологий, кодирования изображений, структуры графических форматов файлов, алгоритмических построений блок-схем и объектно-ориентированного программирования на языке C++ в среде разработки Embarcadero Technologies CodeGear RAD Studio 2009.
2. Для исследования проблемы распознавания лица человека была введена БД из нескольких эталонных образов (по одному образцу на каждый представленный класс).
3. Были исследованы различные подходы к решению проблемы распознавания человеческих лиц, выявлены основные недостатки существующих методов и определены направления дальнейшего исследования данной области.

Таким образом, рассмотренная нейросетевая модель обратного распространения предоставляет широкие возможности для применения в решении различных задачах классификации и распознавания.

## Литература

1. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. Москва изд. «Телеком» 2003. С 25.
2. Хайкин С. Нейронные сети. 2-е издание. Москва изд. «Вильямс» 2006. С 219.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. Москва изд. «Финансы и статистика» 2002. С 51.
4. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. Москва изд. «Вильямс» 2001. С. 36.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. Москва 1992.
6. Журавлев Ю.И., Рязанов В.В., Сенько О.В. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения. Москва изд. «Фазис» 2005.
7. Сотник С. Л, Конспект лекций по курсу "основы проектирования систем искусственного интеллекта", Москва, 1998.
8. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен, Москва, «Мир», 1976.
9. Квиташвили А.А., Тхинвалели Р.Г., Канделаки М.К., Гелдиашвили Н.И. Однородная система распознавания трехмерных объектов и речевых сигналов, Материалы международной объединенной конференции по ИИ, Тбилиси, 1976.
10. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. Москва, «ПараГраф», 1990.
11. Цыганков В.Д. Нейрокомпьютер и его применение. Москва, СолСистем, 1993.
12. Sankar K. Pal, Sushmita Mitra. Multilayer perseptron, fuzzy, sets and classification. Transactions on neural networks, Vol.3, N5, 1992, pp. 683-696.
13. Kosko B. (1987a). Bi-directional associative memories. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 18(1):49-60.

14. Qarey M. R., Johnson D. S. 1979. Computers and intrac-tality. New York: W.H. Freeman.
  15. Minsky M. L, Papert S. 1969. Perseptrons. Cambridge, MA: MIT Press.  
(Русский перевод: Минский М. Л., Пейперт С. Персептроны. – М: Мир. – 1971.)
  16. Hinton G. E., Sejnowski T. J. 1986. Learning and relearning in Boltzmann machines. In Parallel distributed processing, vol. 1, p. 282-317. Cambridge, MA: MIT Press.
1. <http://neuroproject.ru>
  2. <http://www2.cyber.rdg.ac.uk/cyber/>
  3. <http://www.neuron.co.uk/>
  4. <http://www.codeproject.com/KB/cs/BackPropagationNeuralNet.aspx>
  5. <http://dynamicnotions.blogspot.com>
  6. <http://intuit.ru>
  7. <http://yann.lecun.com/>
  8. <http://www.codeproject.com/KB/library/NeuralNetRecognition>
  9. <http://forum.prognoz.org/viewtopic.php?pid=2969>
  10. <http://www.mathworks.com/products/neuralnet/>
  11. <http://www.neuroinf.org/>
  12. <http://www.basegroup.ru/library/analysis/neural/>
  13. [http://rusnauka.narod.ru/lib/author/briluk\\_d\\_b/1/](http://rusnauka.narod.ru/lib/author/briluk_d_b/1/)
  14. <http://www.neurodynamx.com/>