

ВЫСШАЯ ШКОЛА МАЙНОР
Институт инфотехнологии
Веб программирование

Александр Мочёнов
IT-3-Q-V-Tal

**Система (? Метод ?) обнаружения и слежения за положением лица
человека на основе нейронных сетей и сегментации по цвету
кожного покрова (? по цвету кожи?)**

Дипломная работа

Руководитель: Jelena Faronova, MSc

Таллинн 2010

Оглавление

Резюме	3
Введение	4
1 Введение в предметную область	6
1.1 Компьютерное зрение	6
1.2 Распознавание и обнаружение лиц	8
1.3 Существующие методы обнаружения лиц	8
1.3.1 Методы предварительной подготовки данных	9
1.3.2 Методы представления изображения	12
1.3.3 Задача классификации	14
1.4 Вспомогательные методы обнаружения лиц	17
2 Предлагаемый метод решения	19
2.1 Модуль нахождения лица	20
2.1.1 Предварительная обработка	20
2.1.2 Поиск зон с цветом кожного покрова	24
2.1.3 Выделение и объединение областей с цветом кожного покрова	27
2.1.4 Классификация	30
2.2 Выбор цели для слежения	31
2.3 Механическая часть	32
2.3.1 описание установки для демонстрации	32
2.3.2 Подсчёт вектора движения	32
2.3.3 Arduino	32
3 Результаты работы (Испытания?)	33
3.1 Автоконтраст и баланс белого	33
3.2 Поиск зон с кожным покровом	33
3.3 Объединение областей	33
3.4 (Результаты) работа с ИНС	33
3.4.1 Различные представления	33
3.4.2 (Результаты) обучения и тестирования	34
3.5 Выбор лица и arduino	34
3.6 Испытание всей системы	34

Заключение и выводы	35
А Приложение. Отчёт по курсовой практике	36
Литература	36

РЕЗЮМЕ

TODO:

ВВЕДЕНИЕ

Роботы в различных вариациях являются частью жизни человека. Робототехника уже давно применяются, например, в индустриальном производстве, в детских игрушках, авиации и многих других местах. Так же роботы применяются в военными (беспилотные самолёты, роботы-сапёры), медицине и даже в космосе¹.

Тем не менее, применение роботов в сфере обслуживания сегодня не так распространено. Оно находится на рубеже науки робототехники и пока ещё широко не применяется. В данной работе автор разрабатывает небольшую часть робота, функционирующего в сфере обслуживания, главной целью которого является общение с человеком.

В частности цель работы - создать интерактивную систему слежения за человеческим лицом подобием головы робота, которая оборудована веб-камерами на месте глаз и серво-приводами, способными поворачивать её по двум осям. Вся система состоит из 3 модулей:

- Нахождение местоположения и размеры лиц людей на изображении с веб-камеры
- Выбор лица из найденных, за которым необходимо следовать
- Вычисления вектора движения и само общение с серво-приводами

Самой сложной из задач является поиск лица человека. В работе автор предлагает последовательный алгоритм поиска, который состоит из 3 подзадач, где результат предыдущей является источником данных для последующего:

- Предварительная обработка и подготовка изображения;
- Поиск, сегментация и кластеризация участков кадра, в которых высока вероятность обнаружения лица;
- Применение искусственных нейронных сетей для окончательной классификации (лицо или нет) по нескольким представлениям данного изображения;

TODO: Почему именно такой?

TODO: Про real-time сюда?

¹<http://robonaut.jsc.nasa.gov/default.asp>

Подобная система может применяться в любых роботах, обладающих подобием головы. Например: робот-консьерж в отеле, робот-официант или робот-домохозяйка. Это может упростить и улучшить впечатление от общения человека с машиной.

TODO: Содержание глав

1 ВВЕДЕНИЕ В ПРЕДМЕТНУЮ ОБЛАСТЬ

1.1 Компьютерное зрение

Основной частью данной работы является обработка изображений поступающих с веб-камеры. Трансформация данных с видео камеры или из статичных изображений в новое представление или принимаемое решение называется - *Компьютерным Зрением* (Computer Vision или CV)(Bradski and Kaehler, 2008) Т.е. программы и алгоритмы, которые в своей работе используют визуальную информацию - всё это компьютерное зрение.

Человеку, в силу своей зрительной природы, может показаться, что обработка визуальной информации - это очень просто. Но эта представление крайне ошибочно. Наш мозг разделяет визуальную информацию на множество каналов, в которых зашифрованы различные виды информации и посылает их мозг человека. В мозгу есть системы распределения внимания, в ходе работы корой, часть информации обрабатывается, а часть остаётся незамеченной. (Bradski and Kaehler, 2008) Даже сетчатка глаза - внутренняя поверхность глаза, заполненная светочувствительными клетками (колбочками и палочками), отвечает за предварительную обработку сигнала. На поверхности глаза около 130 миллионов светочувствительных элементов, а нервных окончаний идущих к мозгу в 100 раз меньше. Это говорит о том, что сетчатка сжимает информацию. В частности одной из её функций является *обнаружение границ* (Edge detection) (RetinaOnWiki)

А что “видит” компьютер? Матрицу из чисел, представляющих собой интенсивность света в разных участках светочувствительной матрицы. При этом каждая ячейка этой матрицы кроме полезной информации содержит ещё и шум. И в этом наборе чисел надо найти машину или, например, идущего человека.

Компьютерное зрение широко применяется в медицине, где оно помогает человеку анализировать визуальные данные. Например по снимку с МРТ¹ указать на опухоль (рис. 1.1a) или анализировать клетки крови (рис. 1.1b) . Это задача называется *распознаванием образов* (Pattern recognition). Распознавать можно так же и другие объекты и образы. Например, система автоматического замера скорости на дорогах распознаёт автомобили и их регистрационные номера, а система безопасности распознаёт передвижение людей (рис. 1.1d) или запрещённые объекты в багаже (рис. 1.1c).

¹Магнитно-резонансная томография

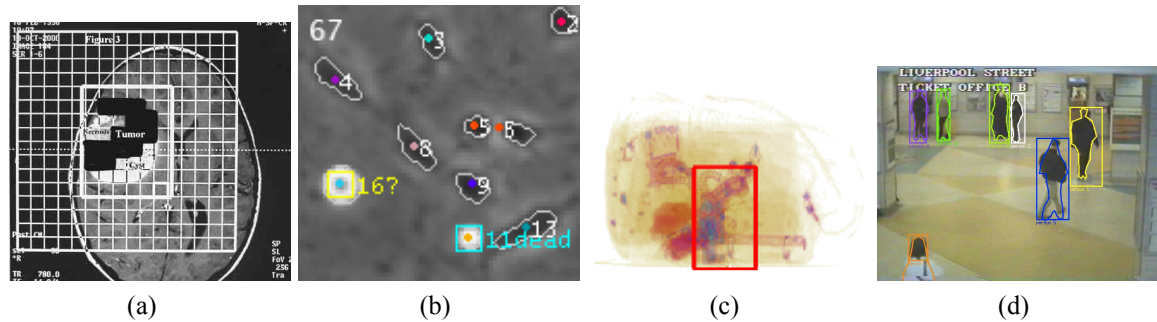


Рис. 1.1: Примеры применения Компьютерного зрения: (a) Обозначенная опухоль на снимке МРТ, (b) Анализ клеток с помощью CV, (c) Определение запрещённых предметов, (d) Слежение за людьми службой безопасности

Распознавание лица (Face recognition) человека является одной из наиболее популярных задач в области компьютерного зрения. Она заключается в обнаружение и определении по изображению лица кому именно оно принадлежит. Решения этой проблемы применяются в системах безопасности (авторизация) и системах управления базами данных лиц людей. С быстрым развитием более развитых методов в этой области, распознавание лица человека, как средство авторизации, представляет из себя более дешёвое решение по сравнению с системами распознавания сетчатки глаза или отпечатка пальца. (Kumar and Bindu, 2006)

В популярной программе для работы с цифровыми фотографиями Picasa (<http://picasa.google.com/>) есть эффективная система распознавания, маркировки и каталогизирования найденных на фотографиях лиц людей (рис. 1.2).

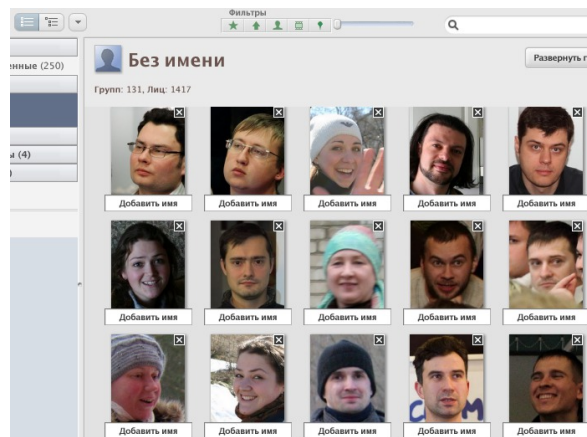


Рис. 1.2: Интерфейс программы Google Picasa с частью списка найденных на фотографиях лиц.

1.2 Распознавание и обнаружение лиц

Но для того, что бы распознать лицо, сначала необходимо найти его место положение и границы на изображении. Эта задача называется *обнаружение лица* (Face detection), что является частным случаем более общей проблемы *обнаружение объекта* (Object detection). Почти все алгоритмы распознавания лиц в качестве входных данных используют изображение, содержащее только лицо, которое надо распознать. По-этому обнаружение лица есть предварительная и очень важная задача, которую надо выполнить, перед распознаванием. Следовательно от точности и быстроты определения местоположения лица зависит эффективность всей задачи по распознаванию.

Но, обнаружение не обязательно должно вести к распознаванию. Обнаружение и слежение за лицом без определения принадлежности его к конкретному человеку является основной задачей как данной работы, так и схожих по своей сути работ: (Capi et al., 2010), (Luo et al., 2007), (Saxena et al., 2008).

Нахождение лица заключается в том, что бы по данному изображению определить, количество, место положения и размеры всех имеющихся лиц. (рис. 1.3) (Liu et al., 2010)

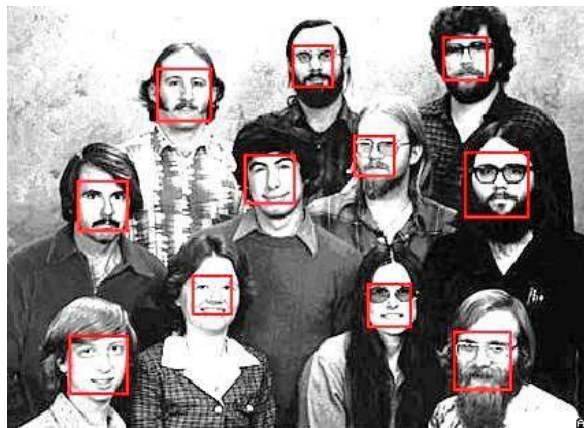


Рис. 1.3: Обнаружение всех лиц на изображении и обозначение их прямоугольником.

1.3 Существующие методы обнаружения лиц

Почти все современные подходы к решению задачи обнаружения лица, по мнению автора, содержат так или иначе 3 составляющих:

Подготовка данных

Для успешного обнаружения лица поступившие данные необходимо подгото-

вить для дальнейшей работы. Сюда входят и различные методы *предварительные обработки* изображения в целом (т.н. preprocessing) и методы позволяющие уменьшить область поиска или *область интереса* (Region of interest или ROI) для ускорения всего процесса обнаружения.

Представление данных

Изначальное изображение в виде матрицы интенсивностей светочувствительного элемента камеры часто трансформируют в иные, более компактные отображения или *представления* (Representation). Такие изменения чаще всего ведут к потере информации, но облегчают процесс классификации.

Классификация

Само определение наличия или отсутствия в данном участке картинки лица человека. Методов классификации в принципе (не только лиц) на сегодняшний день существует огромное количество и все они применимы для данной задачи.

1.3.1 Методы предварительной подготовки данных

Коррекция цвета и освещённости

Для эффективной работы с изображением его необходимо подготовить. (О проблеме освещения в принципе)

Некоторые механизмы применяются для всего изображения в целом. Например, коррекция контраста или интенсивности и баланса белого (рис 1.4a). Другие подготовительные процессы касаются изображений, которые поступают непосредственно в классификатор. Речь идёт о небольших частях изображения, которые получаются методов скользящего окна (sliding window) и масштабирования, которые называют *образцами* (об этом подробнее в (TODO)). Процессы коррекции контраста и баланса белого часто накладывают и на образцы (рис 1.4b), т.к. зачастую после исправления контрастности всего изображения, распределение интенсивности в образце всё ещё остаётся узким.

В работе (Rowley et al., 1998), в частности, применяется два метода предварительной обработки образцов. Во-первых производится нелинейное *уравновешивание гистограммы* (Histogram equalization), которое “растягивает” гистограмму, что компенсирует недостающие уровни интенсивности изображения, в результате чего изображение становится более контрастным. Во-вторых производится линейная компенсация интенсивности. Для этого линейная функция аппроксимирует общую яркость в каждой из частей образца, после чего она может быть вычтена из образца в случае

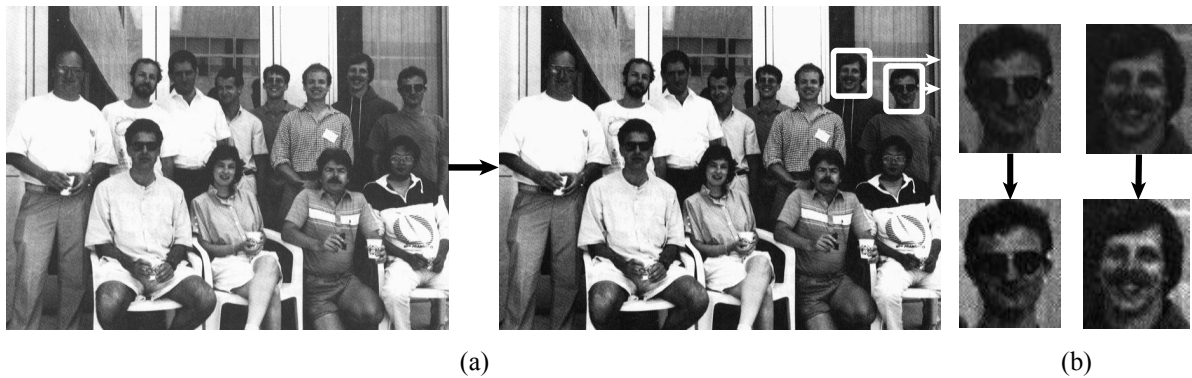


Рис. 1.4: Нормализация всего изображения (а) и дополнительная нормализация образца (b)

сильной разницы в освещённости разных частей образца. Это приводит к уравниванию контрастности в разных частях образца (рис. 1.5)

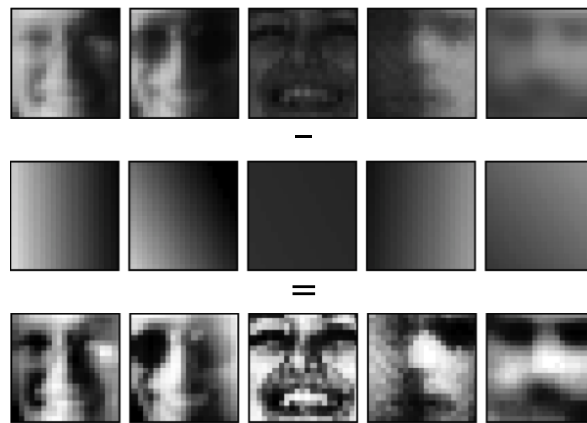


Рис. 1.5: Метод линейной коррекции контрастности. На рисунке сверху оригинальное изображение, ниже результат измирения суммарной интенсивности, ниже результат вычитания. (Rowley et al., 1998)

Похожий алгоритм нормализации интенсивности применяется и в работе (Lin et al., 2005). Перед классификацией каждый образец нормализуется по формулам 1.1 и 1.2.

$$\bar{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (1.1)$$

$$I'_i = (I_i - \bar{I}) + 128 \quad (1.2)$$

где

N – количество пикселей в образце

\bar{I} – средняя интенсивность по всем пикселям образца

I_i – интенсивность i 'ого пикселя образца

I'_i – нормализованная интенсивность

Таким образом если какие-то образцы были слишком тёмными или слишком светлыми

они все становятся единообразно освещены, что упрощает процесс машинного обучения. Пример показан на рисунке 1.6.

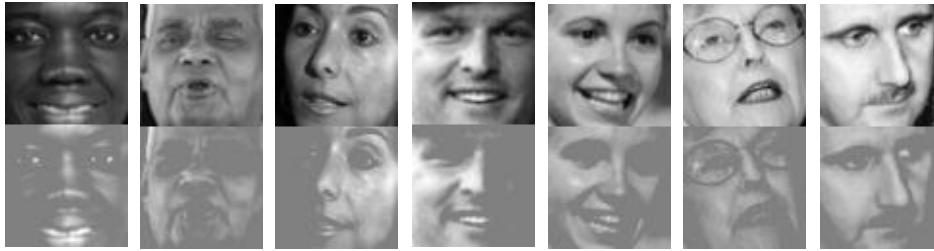


Рис. 1.6: Приминение формул 1.1 и 1.2.

Как видно, после преобразования образцы стали однообразны, но при этом в большинстве случаев теряется много полезной информации. В данной работе применяются схожие методы предварительной обработки образцов и изображения в целом. Подробнее в разделе(TODO)

Сегментация по цвету кожного покрова

Чем меньше изображение необходимо сканировать на наличие лица, тем меньше процессорного времени необходимо затрачивать, что ведёт к ускорению процесса обнаружения. Это можно достигнуть, например, уменьшением изображения, что приведёт к потере разрешающей способности данного подхода. Одним из способов позволяющих уменьшить площадь сканирования и одновременно не потерять разрешающей способности является эвристическое знание о том, что все лица людей покрыты кожным покровом. Это можно использовать для нахождения областей изображения содержащих цвета схожие с цветами кожного покрова (skin-color detection), и в дальнейшем осуществлять сканирование только этих областей.

Среди методов обнаружения лиц основанных на поиске признаков (feature based) подходы использующие информацию о цвете кожи, как признак обнаружения, получают всё большую популярность. Цвет легко и быстро обрабатывать и он инвариантен к геометрическим особенностям образов лиц людей. К тому же опыт подсказывает, что цвет кожи человека имеет отчётливый характерный цвет, который легко узнаваем людьми. (Vezhnevets et al., 2003) Цвет кожи - это один из тех признаков, что не зависит от положения лица, частичной закрытости и контраста, по-этому именно этот метод часто используют для локализации лиц. (Ruanyam and Covavisaruch, 2009)

Такой метод возможен благодаря тому факту, что различные цветовые вариации кожных покровов людей (даже среди представителей различных этнических групп) лежат

в достаточно узком диапазоне и отличаются только яркостью (Luminance), в то же время цветность (chrominance) практически не меняется. Цвет кожи лежит в основном в красной части цветового спектра и определяется цветом крови. А яркость определяется прозрачностью эпидермиса (верхнего слоя кожи), за что в свою очередь отвечает концентрация меланина. (Xu and Zhu, 2006) Подробнее в разделе ... (TODO)

1.3.2 Методы представления изображения

Одно и то же изображение можно представить разными способами. Это нужно для того, что бы обучаемые классификаторы (см. 1.3.3) могли обучаться на различных характеристиках или признаках, имеющихся в различных представлениях.

Пиксельная интенсивность

Самым простым и популярным представлением является информация об интенсивности в каждом пикселе изображения. Такой метод представления считается не имеющим потерь (lossless). Т.е. в нём присутствует вся информация об оригинальном изображении. (BojkoVIC and Samcovic) Пример на рисунке 1.7a.

Информация о контурах

Любой метод обнаружения лица (да как и все другие алгоритмы в компьютерном зрении) должен быть стойким к таким вещам как поза головы, угол обзора, освещение и многим другим факторам.

Для решения проблемы с освещением используется *информация о контурах* (edginess) или *градиент изображения*. Одно и то же лицо под разными источниками света с точки зрения пиксельного представления совершенно отличны друг от друга, что делает проблемой для классификатора найти среди них нечто общее. С другой стороны информация о пограничных областях в большей степени неизменна. (Ahmadyfard et al., 2008)

Это представление, в отличие от пиксельного представления, не содержит всей исходной информации. Сохраняется информация лишь о пограничных контрастных зонах лица (глаза, брови, губы). Пример такого представления на рисунке 1.7b.

Собственные лица

Собственное лицо (eigenface) - это набор *собственных векторов* (eigen vectors), используемых для описания “стандартизированных компонентов лица”. Один образец лица принимается как точка в многомерном пространстве. Много образцов образуют некую область в этом пространстве. Задача заключается в нахождении *главных компонент* (principal components) этой области, параметрами которых её можно описать используя значительно меньшее количество переменных, нежели для описания всех точек изначального пространства. (Turk and Pentland, 1991)

Собственный вектор представляет из себя набор параметров, которыми можно описать лицо человека. Их же можно хранить например в базе данных, или использовать в качестве представления группы изображений. Этот набор параметров является своего рода выжимкой из многих тренировочных лиц и может использоваться для дальнейшей классификации. Эти параметры можно спроецировать в виде изображения. Пример собственного лица приведёт на рисунке 1.7с.

В работе (Tsai et al., 2006) автор для обнаружения лиц использует собственные лица для поиска кандидатов областей с лицами, а нейронная сеть проводит конечную валидацию.

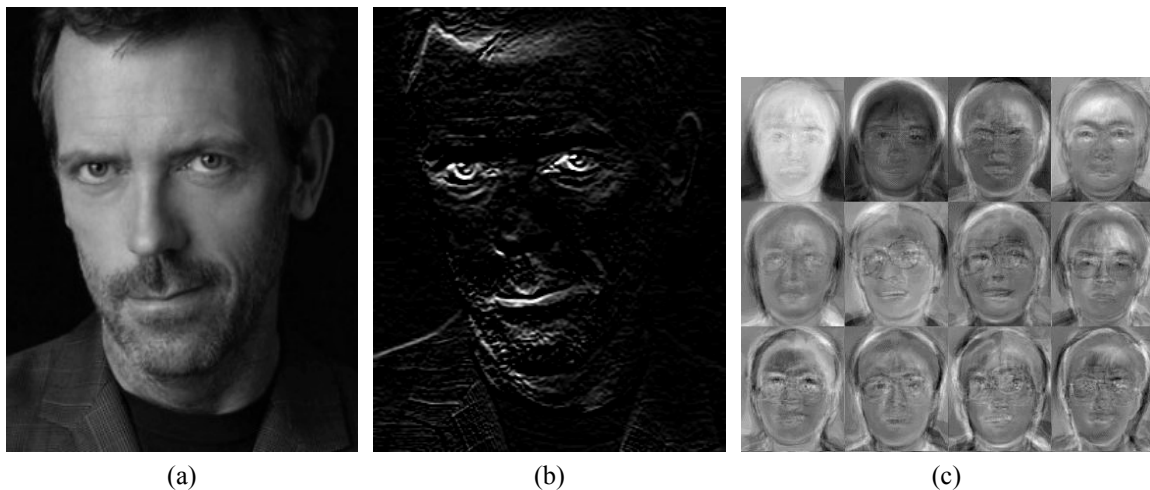


Рис. 1.7: Различные представления изображений: (a) обычное пиксельное представление, (b) нормализованный Собелев градиент по y , (c) набор из различных собственных лиц

Характеристики типа Хаара

Характеристики типа Хаара (Haar-like features) представляют изображения в виде набора характеристик полученных вычитанием сум интенсивностей одних областей

из других по определённому шаблону. Это представление применяется при использовании платформы по обнаружению объектов Виола-Джонса (Viola-Jones object detection framework). (Viola and Jones, 2001) Эта метод и применяемое в нём представление является одним из самых быстрых на сегодняшний день методов обнаружения объектов.

Использование нескольких представлений

Многие решения обнаружения лица используют сразу несколько представлений. Это позволяет использовать более широкий спектр характеристик, что делает классификатор более чувствительным к особенностям конкретного вида объектов (в данном случае к лицам).

Так в работе (BojkoVIC and Samcovic) используются три представления: пиксельное, коэффициенты собственных лиц и профильные коэффициенты. В работе (Ahmadyfard et al., 2008) авторы используют две представления: пиксельное и информацию о контурах. По их словам “объединение информации об интенсивности и о контурах даёт более описательные характеристики для представления изображения с лицом”.

1.3.3 Задача классификации

Задача *классификации* - это проблема определение класса из всех возможных, к которому относятся классифицируемые объекты или наблюдения. Классификация тесно связана с *машинным обучением* (Machine Learning или ML), задачей которого является превращение данных в информацию (Bradski and Kaehler, 2008)

Задача обнаружения лица является классическим примером задачи классификации, где есть всего два класса “лицо” или “не лицо”. Классификатор должен по данному ему изображению уметь определить к какому классу из двух оно относиться.

Все методы можно грубо разделить на две части: классификаторы основанные на знаниях (knowledge-based) и статистически обучаемые. Основанные на знаниях используют эмпирические знания о местоположении и распределении органических характеристик лица. (BojkoVIC and Samcovic) Например, факт, что глаза находятся в верхней половине картинки и они симметричны, а под ними находится рот, с которым они образуют равнобедренный треугольник. Такие алгоритмы легко реализовать, но они неустойчивы ко многим факторам (например наклон головы).

К статистически обучаемым алгоритмам классификации относятся те, что получают знания из данных при обучении с учителем или без него. Т.е. работа таких алгоритмов состоит из двух этапов: обучение и само использование. Самих методов очень много. Ниже приведены те, что чаще всего встречаются в обнаружении лиц.

Метод опорных векторов

Метод опорных векторов (Support vector machine или SVM) заключается в нахождении разделяющей гиперплоскости в более высокомерном пространстве, чем классифицируемые вектора. Конечная плоскость должна быть максимально удалена от представителей разных классов. Для этого находят наиболее близкие к этой плоскости и тем самым более влиятельные векторы, которые называют опорными векторами. (Shavers et al., 2006)

Ограничением SVM подхода является проблематичность использования для классификации более чем по двум классам. Впрочем в данной задаче речь как раз и идёт о двух классах и SVM хорошо справляется с ней во многих работах. (Shavers et al., 2006), (Jee et al., 2004), (Saxena et al., 2008)

Искусственные нейронные сети

Одним из самых популярных (но не самым эффективным) методом классификации до сих пор является искусственные нейронные сети (далее ИНС, Artificial Neural Network или ANN). Этот способ применяется в большинстве научных работ изученных в ходе подготовки данной работы, что стало одним из факторов выбора её в качестве классификатора.

Появление ИНС было вдохновлено биологическими системами, в частности нервной системой. До определённой степени структура и функциональность ИНС напоминают структуры нейронных связей головного мозга (рис у8). Биологические нейроны это - нервная клетка, у которой есть сеть окончаний *дендритов*, через которые она получает сигнал от других нейронов. В ядре клетки происходит суммирование всех сигналов, после чего он передаётся по длинному выходному окончанию *аксону* на входы следующих нейронов. В ИНС всё похоже. У нейрона есть входной вектор (сеть дендритов), все значения которых умножаются на вес соответствующей связи и суммируются, после чего суммарный сигнал проходит через *активационную функцию* (ядро) и результат передаётся к последующему нейрону как один из компонентов его входного вектора.

(рис. у8. рядом нейрон живой и искусственный)

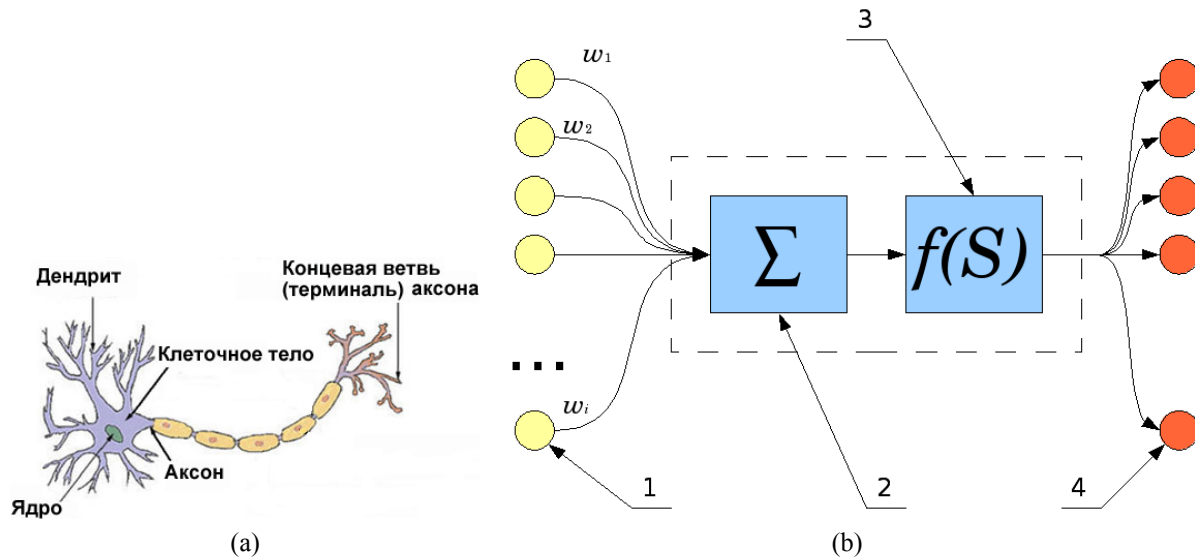


Рис. 1.8: Биологический (а) и искусственный (b) нейроны. На рисунке (b): $w_{1..i}$ - веса входящих соединений, 1 - входящий сигнал, 2 - суммирует входящие взвешенные сигналы, 3 - активационная функция преобразует сумму сигналов, 4 - результат передаётся на входы других нейронов.

Определяющими факторами работы ИНС являются: топология или структура сети, виды активационных функций и веса соединений. Веса соединений - это параметры сети, они меняются во время обучения сети, после чего сеть может описывать модель, которую её учат классифицировать. Главной задачей активационной функции является сжатие сигнала до определённых границ, а так же усиление слабых сигналов и гашении сильных. Самой популярной функцией является сигмовидная (TODO картинка). Она обладает всеми описанными выше требованиями к активационной функции и к тому же обладает простой производной, что очень удобно во время обучения методом обратного распространения. (Уоссерман, 1992)

Концептуально есть две структуры ИНС: с прямым распространением сигнала (feedforward) и рекуррентные (т.е. с обратными связями). Второй тип применяется для обучения без учителя (unsupervised learning) и в обнаружении используется реже, чем первый тип, к которому применяют метод обучения с учителем (supervised learning).

Популярным методом обучения ИНС с прямым распространением является алгоритм *обратного распространения ошибки* (backpropagation) “Он имеет солидное математическое обоснование. Несмотря на некоторые ограничения, процедура обратного распространения сильно расширила область проблем, в которых могут быть использованы искусственные нейронные сети, и убедительно продемонстрировала свою мощь.” (Уоссерман, 1992) Принцип метода такой:

- сначала на вход сети подаётся входной вектор, который проходит через сеть и

сеть выдаёт результат;

- разница полученного результата и заранее известного необходимого выхода (“правильного ответа”) сети посылается в обратном направлении от выходов к входам;
- по мере прохождения высчитывается ошибка по методу наименьших квадратов;
- по этой ошибке методом *градиентного спуска* высчитываются изменения весов соединений. Таким образом с каждым новым образцом веса меняются всё лучше описывая желаемую модель.

У ИНС метода есть и проблемы. Что бы получить результат выше среднего сеть должна быть очень точно отрегулирована (число слоёв, число узлов, скорость обучения и т.д.) (Jee et al., 2004) Авторы работы (Carpí et al., 2010) так же считают, что эффективность работы зависит от качества подстроки всей системы, и что это трудоёмкая работа. Результат данной работы лишний раз подтверждает эти выводы.

1.4 Вспомогательные методы обнаружения лиц

На тему обнаружения лиц написано огромное количество научных работ. В базе данных IEEE Xplore за период с 2000 года можно найти свыше 6000 работ, так или иначе связанных с данной тематикой. В каждой из них есть какая-то своя, оригинальная идея.

Так в работе (Jee et al., 2004) одной из главных характеристик поиска являются глаза, которые обнаруживаются на изображении при помощи SVM классификатора.

В работе (Carpí et al., 2010) решается проблема создания навигационной системы робота, способной следовать за человеком, используя визуальную информацию. Для этого сначала обнаруживается лицо человека, а после определяется основной цвет его одежды. Далее человек может развернуться, и робот будет следовать за ним ориентируясь по одежде, а не по лицу.

Похожие задачи стоят в работе (Luo et al., 2007), где решают проблему взаимодействия человека и робота (Human-Robot Interaction или HRI). Стоит задача обнаружения лица человека и дальнейшего слежения за ним. Особенностью этой работы является способ уменьшения области интереса, в которой высока вероятность обнаружения лица. Для этого информация о положении лица берётся из предыдущих кадров, высчитывается траектория движения лица и прогнозируемое следующее положение, после чего эта область расширяется на константу и в полученном месте изображения уже производится поиск лица.

В работе (Zhang and Liang, 2010) применяется простая идея о том, что лицо человека, как и сама голова, скорее всего в кадре будет двигаться. Так областью интереса можно

определить все движущиеся объекты. Но, такой метод предполагает статичную камеру и следовательно статичный фон.

(про real-time)

2 ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД РЕШЕНИЯ

В этой работе предлагается метод состоящий из 3 модулей, которые в совокупности образуют классический *интеллектуальный агент* (см. 2.1).

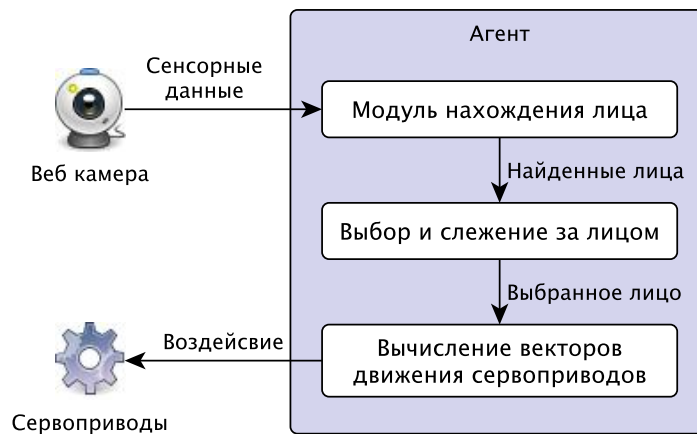


Рис. 2.1: Высокоуровневая структура всей системы.

Агент обладает способностью воспринимать окружающую среду через сенсоры, функцию которых выполняет веб-камера. После обработки полученных данных агент в каком-то роде может воздействовать на среду, вращая сервоприводы. (Рассел and Норвиг, 2006)

Информация с вебкамеры поступает в модуль нахождения лиц, от куда данные о найденных лицах поступают в модуль выбора и слежения. Тут происходит выбор того лица за которым следить. После выбора модуль работы с сервоприводами даёт команду на вращение. Такая модульная структура позволяет в случае необходимости заменить тот или иной модуль.

В предложенном решении основной программный код написан на языке Python. Что бы не тратить время на решение уже решённые кем-то проблемы, используются следующие программные библиотеки:

OpenCV

OpenCV¹ - самая популярная и используемая библиотека компьютерного зрения с открытым исходным. Библиотека написана на C\C++ и работает под Linux, Windows и Mac OS X. Так же разрабатываются интерфейсы для языков Python,

¹Open Source Computer Vision Library. <http://opencv.willowgarage.com/>

Matlab, Ruby, Lua и других. “Цель OpenCV - предоставить простую в использовании инфраструктуру компьютерного зрения, которая поможет людям строить достаточно сложные приложения.” (Bradski and Kaehler, 2008)

В данной работе используется очень интенсивно для всех манипуляций с изображением.

PyBrain

PyBrain² - модульная Python библиотека машинного обучения с открытыми исходным кодом. Имеет широкий набор алгоритмов для обучения с учителем, без учителя, обучения с подкреплением, оптимизации типа “чёрный-ящик” (black-box optimization).

В данной работе библиотека используется для конструирования, обучения и применения ИНС.

NetworkX

NetworkX³ - Python библиотека для работы с графами. В данной работе нужна для поиска минимального остовного дерева.

2.1 Модуль нахождения лица

Модуль нахождения лица является самой большую часть данной работы, т.е. в нём сосредоточена основная логика всей системы. Схематически весь алгоритм представлен на рис. 2.2. Каждый подмодуль соответствует отдельному алгоритму и он будет рассмотрен в данном разделе более подробно. (TODO Подробнее описать что да как?)

2.1.1 Предварительная обработка

В данной работе как для подготовки изображения для дальнейшей работы используется метод *нормализации гистограмм* каждого из каналов изображения. Необходимость данного этапа приведена в разделе 1.3.1. Цель данного этапа получить более контрастную картинку с минимальной потерей информации и исправление баланса белого.

²Python-Based Reinforcement Learning, Artificial Intelligence and Neural Network Library. <http://pybrain.org/>

³<http://networkx.lanl.gov/>



Рис. 2.2: Алгоритм обнаружения лиц

Нормализации гистограмм

Гистограмма - это графическое представление, дающее наглядное представление о распределении данных. График состоит из прямоугольников, которые показывают количество наблюдений (ось ординат) на данном промежутке (ось абсцисс). На рисунке (x1) показана гистограмма распределения пиксельных интенсивностей данного ЧБ изображения. Стоит отметить, что в цветном изображении у каждого цветового канала своя гистограмма.

(рис x1)

В данном примере по оси абсцисс промежутками являются промежутки возможных интенсивностей. На гистограмме справа один промежуток соответствует одному конкретному значению интенсивностей. Для 8-и битного ЧБ изображения значение может

быть от 0 до 255, где 0 - это чёрный, а 255 - белый цвета. На гистограмме слева показано, что “столбики” (bins) могут объединять значения на равных интервалах, показывая тем самым менее детальное распределение между равными частями всех значений.

В случае изображений с низкой контрастностью рис. x2 (а) гистограмма “сжата” и все значения сосредоточены на узком участке возможных интенсивностей рис. x2 (б). Как видно с гистограммы изображение содержит только пиксели средние интенсивности, т.е. серые цвета. По-этому на нём нету ни белого, ни чёрного цветов.

(рис x2) (а,б,в,г)

Что бы исправить положение и сделать изображение более интенсивным необходимо “растянуть” гистограмму так, что бы значения интенсивностей были на всех уровнях рис. x2 (в). Как видно после такого растяжения изображение стало более контрастным, на нём появились чёрные и белые цвета. На модифицированной гистограмме видны пробелы, они свидетельствуют о недостаточной информации и скачкообразных переходах интенсивностей изображения.

Баланс белого цвета

*Баланс белого цвета (реже цветовой баланс от color balance) - это показатель нейтральности основных цветов (красный, зелёный и голубой) на изображении. Бывают ситуации, когда эта нейтральность нарушена и на изображении превалирует какой-то из цветов. Про такое изображение говорят, что баланс белого нарушен и необходимо совершить *цветокоррекцию*.*

Глаз и мозг человека способны автоматически совершать цветокоррекцию, по-этому при любом освещении белый лист будет казаться белым. Но если тот же лист сфотографировать с неправильно выставленным балансом белого, тогда на изображении лист будет не белый, например желтоватый (если источник света - лампа накаливания).

На рисунке x3 видно, что на всём изображении превалирует (TODO) цвет. Это говорит о том, что все цвета не совсем соответствуют своему истинному значению. Авто не нашёл в источниках информации о том, как производить цветокоррекцию. Но, наблюдая за тем, как меняются гистограммы (цветовых каналов) изображения после цветокоррекции в профессиональных фото-редакторах, была замечена закономерность. На рисунке x3 (б) видно, что одна из гистограмм не нормализованна, а та же гистограмма, но уже изображения с правильным балансом белого (рис. x3 (в)) - нормализованна. Отсюда предположение, что для того что бы поправить баланс белого нужно нормализовать гистограммы всех каналов по отдельности, что исправит и контрастность

тоже.

(рис x3)

В OpenCV уже есть функция, которая делает такое “растяжение” гистограммы для всех интенсивностей изображения - `Normalize`. С помощью неё можно в любой матрице получить распределение в указанных пределах пропорционально тем значениям, что в ней уже есть. Для получения желаемого результата, нужно в качестве аргумента подать матрицу интенсивностей пикселей изображения, а в качестве границ 0 и 255.

Но иногда этого не достаточно. Бывают случаи, когда изображение мало-контрастно на большей своей части, при этом имеются участки с сильно тёмными или светлыми областями. В таком случае `Normalize` не будет работать так как нужно. На рисунке x4 (а) показан случай, когда метод работает. Но на рисунке x4 (б) видно, что большая часть интенсивностей так и осталась в среднем, “серовом” промежутке.

(рис x4)

Во время работы процедуры `Normalize` информация не теряется, а просто перераспределяется, т.е. это обратимый процесс. Что бы в случае (б) на картинке x4 “растянуть” зону отмеченную пунктиром, т.е. сделать контрастным большую часть изображения, необходимо лишиться некоторой информации. Следующий алгоритм находит верхнюю и нижнюю границы, область между которыми нужно “растянуть”:

```

1: mostPopColor  $\leftarrow$  Самая распространённая интенсивность (цвет)
2: mostPopColorCount  $\leftarrow$  histValueAt(mostPopColor)
3: threshold  $\leftarrow$  mostPopColorCount  $\times$  aggression
4: for i = 0 to 255 do
5:   downV  $\leftarrow$  histValueAt(i)
6:   upV  $\leftarrow$  histValueAt(255 - i)
7:   if downT  $\neq$  NIL and downV > threshold then
8:     downT  $\leftarrow$  downValue
9:   end if
10:  if upT  $\neq$  NIL and upV < threshold then
11:    upT  $\leftarrow$  upV
12:  end if
13: end for
14: for p  $\in$  pixels do
15:  if p < downT then
16:    p  $\leftarrow$  downT
17:  else if p > upT then
18:    p  $\leftarrow$  upT

```



```

19:   end if
20: end for

```

Здесь процедура *histValueAt(color)* возвращает количество пикселей с данной интенсивностью (т.е. высоту “столбика” на гистограмме), а *aggression* - константа, показывающая на сколько сильно будет “расстянута” гистограмма. После применения данной процедуры все пиксели с интенсивностью до *downT* и выше *upT* преобретают значения этих границ. Это проиллюстрировано на рисунке x5 (а и б).

(рис x5)

После такой обработки можно уже применять процедуру *Normalize* (рис. x5 (в)), которая пропорционально распределит все интенсивность от 0 до 255.

2.1.2 Поиск зон с цветом кожного прокрова

Как было отмечено в 1.3.1 для ускорения работы алгоритма обнаружения можно уменьшить область сканирования путём поиска частей изображения с цветом кожного прокрова. Но это не единственное применение. Напрмер, для того что бы оградить детей от изображений “только для взрослых”, применяют алгоритмы поиска областей с цветом кожи, т.к. подобные изображения часто имеют большую площадь этих областей. (Forsyth and Fleck, 1999) (Zheng et al., 2004)

Возможные пути решения

Задачу поиска области с цветом кожи как и задачу обнаружения лица можно представить как проблему классификации с двумя классами: “кожа” и “не кожа”. Следовательно как и классификацией лиц тут есть два основных направления: метод основанный на знании и статистические обучаемые, которые в свою очередь деляться на параметрические и непараметрические. (Vezhnevets et al., 2003)

Все обучаемые алгоритмы строят модель цвета кожи на основе тренировочных образцов. Параметрическая модель представляет собой набор параметров, описывающих некую область в цветовом пространстве, зачастую используя только плоскости цветности этих пространств. Плюсом этих методов является компактность полученной модели. Примерами таких алгоритмов являются нормальные распределения и различные эллиптические и модели.

Непараметрические методы строят модель на основе статистических распределений в тренировочных примерах. В результате получаются т.н. карта распределения цвета кожи (Skin Probability Map), которая определяет вероятность принадлежности каждого из возможных цветов к классу "кожа" или более формально $P(skin|c)$ - вероятность наблюдения кожи ($skin$), если дан цвет c . Примерами таких алгоритмов являются *Наивный байесовский классификатор*, *Самоорганизующаяся карта Кохонена* (Self-organizing map или SOM) и ИНС (в (Xu and Zhu, 2006) последние два называют полупараметрическими, т.к. параметры там всё же есть, но их число неопределено)

К основанным на знании относятся два метода: с статическим и динамическим определением границ. В обоих случаях для того, что бы классифицировать определённый цвет он должен входить в определённые рамки в цветовом пространстве (в трёхмерном цветовом пространстве - это ограничивающие плоскости). Конкретные границы определяются эмпирически. В методах со статическим определением они задаются изначально и не меняются, а в динамических границы могут адаптироваться к текущему цвету лица или условиям освещённости.

Проблема выбора цветового пространства

Параллельно с выбором метода обнаружения кожи необходимо выбрать цветовое пространство в котором будет оперировать выбранный метод. Выбор цветового пространства можно считать важным шагом на пути классификации цвета кожи. Самым распространённым является RGB, компонентами которого являются интенсивности трёх основных цветов (красного, зелёного и синего). Координаты цвета в другом пространстве можно получить линейную или нелинейную трансформацию из RGB. Kakumanu et al. (2007)

RGB пространство не является удобным для поиска цветов кожи, т.к. само понятие "цвет кожи" - это не физическое свойство объекта, а скорее явление связанное с восприятием человеком, по-этому и хороших результатов в обнаружении можно достигнув только используя цветовые пространства обладающие схожими свойствами. К таким пространствам относится нормализованное RGB пространство, где сумма всех трёх компонент равны единице ($r + g + b = 1$) Это уменьшает зависимость от света. (Vezhnevets et al., 2003)

Другой популярной группой пространств являются HSV, HSI и HSL. Они описывают цвет интуитивными понятиями, основаны на художественных представлениях о краске (Tint), насыщенности (saturation) и тон. Так H (Hue) показывает доминирующий цвет (красный, зелёный, жёлтый, фиолетовый и т.д.), S (Saturation) измеряет

насыщенность краски по отношению пропорционально её освещённости. Последняя компонента V , I и L относятся к величине яркости. Таким образом HSV чётко отделяет цветность от яркости, что полезно в алгоритмах обнаружения кожи. (Vezhnevets et al., 2003)

Ещё одним очень популярным цветовым пространством является YC_rC_b . Цвет в этом пространстве представлен яркостной составляющей Y (luma), и двумя цветовыми составляющими C_r и C_b , показывающих разницу соответствующих компонент RGB от Y . Это цветовое пространство как и HSV разделяет цвет на цветность и яркость. (Vezhnevets et al., 2003)

Важным вопросом при выборе цветового пространства является его эффективность для конкретной задачи обнаружения кожи человека. В ряде работ приводятся доводы в пользу того или иного пространства, в других же эти выводы подвергаются сомнению и говорится, что от выбора цветового пространства эффективность сильно не зависит. Так же часто поднимается вопрос о необходимости вовлечения яркостной компоненты (V и L для HSV и Y для YC_rC_b) в классификацию, ведь как говорилось выше (1.3.1) цвет кожи в основном меняется именно в нём, и было бы логичным отбросить этот компонент, что бы алгоритм стал более стабилен. Так поступают во многих изученных работах, например в (Mohamed et al., 2008). Но, в работе (Xu and Zhu, 2006) приводится сравнительный анализ использования различных цветовых пространств с и без яркостной составляющих, из которого видно, что её отбрасывание не ведёт к улучшению эффективности и даже ухудшает её.

Метод статического диапазона

В данной работе для обнаружения областей с цветом кожи, применяется самый простой, при этом достаточно действенный метод статических диапазонов. Для сравнения были опробованы 2 набора диапазонов из разных работ. В наборе условий 2.1 - 2.4 приведены условия, при которых пиксель принадлежит к коже по мнению авторов (Lin et al., 2005).

$$R > G, |R - G| \geq 11, \quad (2.1)$$

$$0.33 \leq r \leq 0.6, 0.25 \leq g \leq 0.37, \quad (2.2)$$

$$340 \leq H \leq 359 \vee 0 \leq H \leq 50, \quad (2.3)$$

$$0.12 \leq S \leq 0.7, 0.3 \leq V \leq 1.0 \quad (2.4)$$

(TODO где, ... надо ли. Прошли подробно все вроде)

В работе (Vezhnevets et al., 2003) приводиться похожий, но другой набор условий 2.5-2.7.

$$R > 95, G > 40, B > 20, \quad (2.5)$$

$$\max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15, \quad (2.6)$$

$$|R - G| > 15, R > G, R > B \quad (2.7)$$

Для реализации метода сначала выделяются и получаются отдельные каналы, после чего каждое отдельное условие приводит к получению бинарной маски. Т.е. например для реализации первой части условия 2.5 необходимо взять цветовой канал R и применив функцию $InRangeS(0, 95) \rightarrow mask$, получить изображение, на котором в тех местах, где условие удовлетворяется будет белый, а где нет - чёрный. Такие маски получаются для всех условий, после чего они объединяются логическим “И”, таким образом оставив в результирующей маске только те участки, который удовлетворяют всем условиям. Пример работы второго набора условий показан на рисунке х6.

(рис х6)

2.1.3 Выделение и объединение областей с цветом кожного покрова

Бинарное изображение, получаемой не выходя из 2.1.2 представляет из себя просто информацию о пиксельной интенсивности. Для дальнейшей работы, из этих данных нужно получить более интуитивные данные, например контуры.

Выделение найденных областей

В OpenCV есть ряд функций для работы с контурами, которые могут из любого изображения получить информацию о замкнутых линиях проходящих по границе контрастных районов изображения. Бинарное изображение как нельзя лучше подходит для получения чётких контуров.

На рисунке х7 показан процесс преобразования бинарной маски в отдельные контуры.

(рис х7)

Алгоритм выделения из маски контуров состоит из 4 этапов:

- (а) Сперва изображение с маской проходит процесс открытия или расширения (*dilate*) с одним шагом. Это необходимо для того, что бы замкнуть пограничные области (рисунок x7 (а) пунктиром). В OpenCV за это отвечает функция *dilate()*.
- (б) Далее высчитываются все имеющиеся контуры. За это в OpenCV отвечает функция *FindContours()*. Результат процедуры возвращает в виде списка отдельных замкнутых контуров, которые представлены в виде последовательности координат точек, образующих контур.
- (в) Из всех контуров остаются только внешние, тем самым отфильтровываются внутренние “дыры”, которые в будущем не потребуются.
- (г) Текущие контуры “заливаются” и получается бинарная маска, которая проходит процесс двукратного закрытия или жатия (*erode*). Это избавляет от очень мелких контуров и так же разъединяет те контуры, которые соединены маленькими “мостиками”, т.к. зачастую эти контуры описывают разные объекты.
- (д) Последним шагом убираются лишняя детальность контурной линии, она аппроксимируется, в следствии чего уменьшается число описывающих контур вершин.

В результате имеется список контуров, описывающих небольшим количеством вершин отдельные области на изображении, где встречается цвет кожи.

Кластеризация

Как будет показано в выбранный способ классификации областей с цветом кожи не всегда работает. Бывают случаи, когда цвет кожи на лице человека обнаруживается не на всей площади, а небольшими участками. В результате эти участки будут просканированы и ничего не будет найдено. Для этого необходимо объединить эти участки в один. Ещё одна проблема, которую может решить объединение - это перекрывающиеся прямоугольники, которые обводят вокруг каждой области, для дальнейшей работы.

Подобные объединения называются кластерами, а сам процесс - кластеризацией. Методов кластеризации много. Самым простым и популярным является метод “k-mean”. Его реализация есть даже в библиотеке OpenCV. Минусом этого алгоритма является то, что необходимо указывать количество конечных кластеров. В данном случае это количество неизвестно. Но даже зная количество, k-mean кластеризует не достаточно интуитивно и полезно для данной задачи (рис x8). Для кластеризации областей в качестве объекта кластеризации используются центры прямоугольников, обведённых вокруг контуров.

(рис x8)

Интуитивным решением кажется объединять те точки, что находятся близко друг к другу, и разъединять те, что далеко. Для этого все точки надо соединить так, что бы расстояние этих соединений было минимальным. Это нужно, что бы найти самые удалённые друг от друга точки. В результате точки и их соединения образуют незамкнутый граф или дерево, а точнее *минимальное остовное дерево* (МОД) (Minimum spanning tree). Для получения МОД используется библиотека NetworkX, а в качестве весов рёбер выступает эвклидово расстояние между точками. Пример остовного дерева, полученного из центров прямоугольников описанных вокруг контуров, показан на рисунке x9.

(рис x9)

Для кластеризации используется, описанный в работе (Grygorash et al., 2006) метод HEMST (hierarchical euclidean minimum spanning tree). Алгоритм как и k-meap требует в качестве аргумента количество желаемых кластеров, но работает он значительно интуитивнее применительно к данной проблеме. Суть работы сводиться к удалению самых длинных рёбер в дереве, но до определённого предела (пока есть значительно длинные рёбра по отношению к остальным), после чего дерево аппроксимируется и опять удаляются самые длинные рёбра.

После объединения в кластеры, прямоугольные области входящие в один кластер будут заменены прямоугольным регионом, описанным вокруг тех, что входят в кластер. Для определения оптимального количества кластеров применяется алгоритм (см. ...), который сравнивает сумму площадей прямоугольников, входящих в кластер с площадью прямоугольника вокруг всего кластера (строка 11), если отношение удовлетворяет некому порогу (строка 12), то такое слияние принимается.

```

1: boxes  $\leftarrow$  initialBoxes
2: threshold  $\leftarrow$  initialThreshold
3: loan  $\leftarrow$  0
4: repeat
5:   initSize  $\leftarrow$  length[boxes]
6:   for k  $\leftarrow$  initSize to 1 do
7:     forMerge  $\leftarrow$  []
8:     for cluster  $\in$  HEMST(boxes, k) do
9:       bRect  $\leftarrow$  BOUNDING_RECT(cluster)
10:      clBoxes  $\leftarrow$  boxes  $\in$  cluster
11:      rel  $\leftarrow$  sqrt(BOXES_AREA(clBoxes))/sqrt(площадь bRect)
12:      if rel > threshold then
```

```

13:          $loan \leftarrow loan + (1 - rel)$ 
14:          $forMerge[length + 1] \leftarrow [bRect, clBoxes]$ 
15:     end if
16: end for
17:      $boxes[i] \in forMerge[i][1] \leftarrow NIL$ 
18:      $boxes[length + 1] \leftarrow forMerge[][0]$ 
19:      $threshold \leftarrow threshold + speedConst + loan/k$ 
20: end for
21: until  $initSize \neq length[boxes]$ 

```

Тут k - число кластеров, $initialBoxes$ - все начальные регионы вокруг контуров, $initialThreshold$ - константа определяющая допустимое отношение квадратов площадей, $speedConst$ - константа уменьшающая допустимый порок по мере расширяющегося последовательного объединения.

В алгоритме ... для подсчёта площади регионов, входящих в кластер, используется функция $BOXES_AREA(boxes)$. Это функция высчитывает только ту площадь, которую занимают прямоугольники все вместе. Т.е. в случае, если они накладываются друг на друга, то места наложения считаются один раз. Для этого используется алгоритм скользящей линии (Sweep line algorithm). Суть алгоритма в том, что вертикальная скользящая линии передвигается слева направо и регистрирует события встречаясь с правыми и левыми стороны прямоугольников. События встречи с левыми сторонами активируют эти прямоугольники, а с правой деактивируют. После каждого события горизонтальная скользящая линия проходит сверху вниз и точно так же регистрирует события верхних и нижних границ, но только активных прямоугольников. На момент каждого события горизонтальной линии можно вычислить расстояние между текущей и предыдущей позициями как горизонтальной, так и вертикальной линий. Эти расстояния надо перемножать и получившиеся площади складывать. В результате получается площадь занятой прямоугольниками фигуры.

(картинки тут явно надо) (TODO - надо ли этот рассказ вообще)

2.1.4 Классификация

Выбор метода ИНС для классификации

Почему выбрал ann? (real-time, простота понимания и использования)

Как это делают другие?

Описание сети

Несколько сетей для разных представлений. B/w, Edges

О проблемах недофитинга и overfit'инга.

Описание структуры ИНС. Почему именно такая.

bias'ы, преждевременная остановка, ...

Код с созданием сети.

Обучение сети

Первый этап.

Проблема и важность выбора примеров для обучения.

Применяемые базы лиц, усреднённые лица, возможная рамочка

Проблема выбора "не лиц".

Описание подготовки выборок для тренировки и тестирования.

Код PyBrain по тренировке сети.

Применение сети

Сохранение и загрузка обученной сети.

Понятие порога.

sliding window алгоритм. диаграммы, код.

Кластеризация всех найденных лиц в группы, что бы отсеять случайные False positives.

Overlap'ы и всё такое.

2.2 Выбор цели для слежения

найти наибольшее лицо

искать ближайшее к тому, за которым уже следим

2.3 Механическая часть

Работа с сервоприводами

2.3.1 описание установки для демонстрации

arduino, сервоприводы, камеры

2.3.2 Подсчёт вектора движения

2.3.3 Arduino

коммуникация с РС

листинги кода, диаграммы (этого нет =/)

3 РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ (ИСПЫТАНИЯ?)

3.1 Автоконтраст и баланс белого

Когда работает? А когда не очень? примеры и того и того.

Возможные пути решения.

3.2 Поиск зон с кожным покровом

Когда работает? А когда не очень? примеры и того и того.

Пути решение. (Другой метод, выбор более узкой области диапазонов. - пример возможного приложения для сбора образцов)

О том что хорошо, что больше false negative, чем false positive

3.3 Объединение областей

Примеры хорошей и плохой работы.

Как можно улучшить. (выбор другого алгоритма выбора цвета кожи, подгонка параметров кластеризации)

3.4 (Результаты) работа с ИНС

3.4.1 Различные представления

Почему представление с пограничными областями не работает. Усреднённые морды где видно проблему. Как-то улучшить алгоритм выявления пограничных областей? Какие-то другие представления?

3.4.2 (Результаты) обучения и тестирования

Цифры, проценты результативности на тестовых данных. False positive, False negative. Примеры неузнанных лиц, примеры узнанных не лиц. Усреднённые нелица, усреднённые ненайденные лица. Как можно улучшить?

- Правильная структура сети, выделяющая характеристики (features)
- Более тщательный подбор примеров (глаза на одном месте, одна ориентация)
- Разные классы для разных поз (направление взгляда - прямо, вверх, вниз, вправо, влево)
- Икрементальный процесс обучения (где все falses из тестового набора добавляются обратно в набор обучения)

3.5 Выбор лица и arduino

Так и не успел закончить эту часть. Что писать в результатах пока не знаю.

3.6 Испытание всей системы

результаты испытаний.

небольшие ошибка на всех уровнях в итоге дают неудовлетворительный результат. улучшать необходимо каждый из элементов в отдельности.

- о проблеме 2-7 процентах на 97 000 примерах с одного кадра. Много false positive. Сложно настроить правильные порог.
- о проблеме со скоростью. Решение - оптимизация и использование psyco.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ВЫВОДЫ

А ПРИЛОЖЕНИЕ. ОТЧЁТ ПО КУРСОВОЙ ПРАКТИКЕ

Литература

- A. Ahmadyfard, B. Yousefi, and S.M. Mirhassani. A Hierarchical Fuzzy Based Approach for Face Detection. In *Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2008. ICBBE 2008. The 2nd International Conference on*, pages 2327–2330. IEEE, 2008.
- Z. Bojkovic and A. Samcovic. Face Detection Approach in Neural Network Based Method for Video Surveillance. In *Neural Network Applications in Electrical Engineering, 2006. NEUREL 2006. 8th Seminar on*, pages 44–47. IEEE. ISBN 1424404339.
- G.R. Bradski and A. Kaehler. *Learning opencv*. O'Reilly, 2008. ISBN 0596516134.
- G. Capi, H. Toda, and T. Nagasaki. A vision based robot navigation and human tracking for social robotics. In *Robotic and Sensors Environments (ROSE), 2010 IEEE International Workshop on*, pages 1–6. IEEE, 2010.
- D.A. Forsyth and M.M. Fleck. Automatic detection of human nudes. *International Journal of Computer Vision*, 32(1):63–77, 1999. ISSN 0920-5691.
- O. Grygorash, Y. Zhou, and Z. Jorgensen. Minimum spanning tree based clustering algorithms. In *Tools with Artificial Intelligence, 2006. ICTAI'06. 18th IEEE International Conference on*, pages 73–81. Ieee, 2006. ISBN 0769527280.
- H. Jee, K. Lee, and S. Pan. Eye and face detection using SVM. In *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, pages 577–580. IEEE, 2004. ISBN 0780388941.
- P. Kakumanu, S. Makrogiannis, and N. Bourbakis. A survey of skin-color modeling and detection methods. *Pattern Recognition*, 40(3):1106–1122, 2007. ISSN 0031-3203.
- CNR Kumar and A. Bindu. An efficient skin illumination compensation model for efficient face detection. In *IEEE Industrial Electronics, IECON 2006-32nd Annual Conference on*, pages 3444–3449. IEEE, 2006. ISBN 1424403901.
- H.J. Lin, S.Y. Wang, S.H. Yen, and Y.T. Kao. Face detection based on skin color segmentation and neural network. In *Neural Networks and Brain, 2005. ICNN&B'05. International Conference on*, volume 2, pages 1144–1149. IEEE, 2005. ISBN 0780394224.
- X. Liu, G. Geng, and X. Wang. Automatically face detection based on BP neural network and Bayesian decision. In *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on*, volume 3, pages 1590–1594. IEEE, 2010.

- RC Luo, AC Tsai, and CT Liao. Face Detection and Tracking for Human Robot Interaction through Service Robot. In *Industrial Electronics Society, 2007. IECON 2007. 33rd Annual Conference of the IEEE*, pages 2818–2823. IEEE, 2007. ISBN 1424407834.
- A. Mohamed, Y. Weng, J. Jiang, and S. Ipson. Face detection based neural networks using robust skin color segmentation. In *Systems, Signals and Devices, 2008. IEEE SSD 2008. 5th International Multi-Conference on*, pages 1–5. IEEE, 2008.
- RetinaOnWiki. Retina on wikipedia.org, 2011. URL <http://en.wikipedia.org/wiki/Retina>.
- H.A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade. Neural network-based face detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 20(1):23–38, 1998. ISSN 0162-8828.
- P. Ruangyam and N. Covavisaruch. An efficient region-based skin color model for reliable face localization. In *Image and Vision Computing New Zealand, 2009. IVCNZ'09. 24th International Conference*, pages 260–265. IEEE, 2009.
- V. Saxena, S. Grover, and S. Joshi. A real time face tracking system using rank deficient face detection and motion estimation. In *Cybernetic Intelligent Systems, 2008. CIS 2008. 7th IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- C. Shavers, R. Li, and G. Lebby. An SVM-based approach to face detection. In *System Theory, 2006. SSST'06. Proceeding of the Thirty-Eighth Southeastern Symposium on*, pages 362–366. IEEE, 2006. ISBN 0780394577.
- CC Tsai, WC Cheng, JS Taur, and CW Tao. Face detection using eigenface and neural network. In *Systems, Man and Cybernetics, 2006. SMC'06. IEEE International Conference on*, volume 5, pages 4343–4347. IEEE, 2006. ISBN 1424400996.
- M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1):71–86, 1991. ISSN 0898-929X.
- V. Vezhnevets, V. Sazonov, and A. Andreeva. A survey on pixel-based skin color detection techniques. In *Proc. Graphicon*, volume 3. Citeseer, 2003.
- P. Viola and M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. 2001. ISSN 1063-6919.
- Z. Xu and M. Zhu. Color-based skin detection: survey and evaluation. In *Multi-Media Modelling Conference Proceedings, 2006 12th International*, pages 10–pp. IEEE, 2006. ISBN 1424400287.

- L. Zhang and Y. Liang. A fast method of face detection in video images. In *Advanced Computer Control (ICACC), 2010 2nd International Conference on*, volume 4, pages 490–494. IEEE, 2010.
- H. Zheng, M. Daoudi, and B. Jedynak. Blocking adult images based on statistical skin detection. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 4(2):1–14, 2004.
- С. Рассел and П. Норвиг. Искусственный интеллект: современный подход. М.: Вильямс, 2006.
- Ф. Уоссерман. *Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика*. М.: “Мир, 1992.