

Санкт-Петербургский Государственный Университет

Математико-механический факультет

Кафедра системного программирования

**Идентификация по снимку, восстановление формы и
положения в пространстве**

Курсовая работа студентки 344 группы

Мавчун Екатерины Валерьевны

Научный руководитель

к.ф.-м.н, доц. А.Т.Вахитов

Санкт-Петербург

2013

Оглавление

Введение.....	3
Постановка задачи.....	3
Обзор существующих решений	4
Eigenfaces for recognition	4
Face Identification by fitting a 3D Morphable Model.....	7
Реализация	8
3DMM.....	8
Определение положения объекта идентификации в пространстве.....	11
Определение коэффициентов формы.....	13
Заключение	14
Результаты.....	15
Дальнейшее развитие.....	15
Список литературы	16

Введение

В области криминалистики часто возникает такая задача, как идентификация по снимку на основе имеющейся базы данных. Данная задача является довольно сложной, и многие теоретические подходы на практике оказываются просто несостоятельными. Так происходит, потому что различные условия окружающей среды, такие как освещение, да и само положение объекта в пространстве способны существенно снизить шансы на распознавание по двумерному снимку. Тем не менее, существует немало подходов, которые направлены на идентификацию при различных условиях освещения и различное положение объекта в пространстве.

Постановка задачи

Одним из таких подходов является фиттинг трёхмерной модели. Суть метода заключается в том, чтобы представить имеющуюся базу лиц, как некоторое линейное пространство, в котором каждое конкретное лицо будет являться линейной комбинацией некоторых базисных элементов. Данная идея позволяет каждому лицу однозначно сопоставить некоторый набор коэффициентов, уникальный для каждого конкретного лица. Таким образом можно задавать как текстуру, так и форму. Задачей данной работы является реализация и исследование эффективности метода идентификации с помощью фиттинга. Основными направлениями исследования будут являться подбор коэффициентов формы и определение положения объекта в пространстве.

Обзор существующих решений

Существует множество подходов к задаче идентификации по снимку. Наиболее эффективными из них являются те, которые используют трёхмерное представление объектов.

Eigenfaces for recognition

Данный подход является одним из самых ранних предложенных способов для идентификации по двумерному изображению. Следует отметить, что он не использует трёхмерных изображений объектов, почему, собственно говоря, и является довольно неустойчивым к изменению условий освещения, зашумлённости и изменению положения объекта в пространстве. Следует отметить, также, что данный подход использует снимки с палитрой, состоящей из оттенков серого.



Рис. 1: Пример снимков, с которыми работает метод eigenfaces.

Несмотря на все свои недостатки, которые делают данный подход неприменимым в реальных условиях, он использует некоторые идеи, которые используются во многих, более эффективных методах.

Заметим, что метод называется *eigenfaces* не просто так. Дословный перевод звучит как «собственные лица». Данный подход использует метод главных компонент. Вкратце, метод главных компонент заключается в том, чтобы выбрать самые существенные признаки, по которым отличаются лица в имеющейся базе и производить идентификацию непосредственно с их помощью, что позволит существенно повысить производительность, избавив систему от необходимости сравнивать лица по неинформативным признакам. Чтобы реализовать данный механизм, база лиц представляется как линейное пространство, где каждое лицо является вектором (элементом пространства). При этом выбирается базис, элементами которого и будут признаки максимального различия. Для того, чтобы определить эти главные компоненты, составляется ковариационная матрица, находятся её собственные числа и собственные векторы, соответствующие максимальным собственным числам и будут являться направлениями наибольшего различия, откуда и пошло название метода. Данной идеей метод *eigenfaces* очень сильно напоминает метод идентификации с помощью фиттинга, разница состоит лишь в том, что в при распознавании с помощью фиттинга (подстройки), база состоит из трёхмерных моделей лиц.



Рис. 2: Примеры собственных векторов ковариационной матрицы для метода eigenfaces.

Face Identification by fitting a 3D Morphable Model.

Данный подход описан во множестве статей. Теоретически, метод способен работать в различных условиях освещения и при различной ориентации объекта в пространстве. Как говорилось ранее, суть метода заключается в использовании базы трёхмерных сканов лиц, которая описана, как линейное пространство, как и в методе *eigenfaces*. Имея разложение лица по базису, мы пытаемся восстановить коэффициенты таким образом, чтобы при таких же условиях освещения и при таком же положении относительно камеры в пространстве, модель, сгенерированная с такими параметрами, будет максимально похожа на лицо со снимка. Таким образом, общая задача распадается на рендеринг – получение по трёхмерной модели её двухмерного представления при заданных условиях, и подгонка коэффициентов. Заметим, что перед подгонкой необходимо определить положение объекта в пространстве относительно камеры, для того, чтобы потом осуществлять рендеринг с найденными параметрами и находить коэффициенты оптимизацией полученной двухмерной картинке к той, по которой осуществляется распознавание.

Реализация

В рамках данной работы исследуется поиск положения объекта в пространстве и оптимизация коэффициентов формы. Для реализации решения поставленных задач используются такие средства разработки программного обеспечения, как Microsoft Visual Studio 2010 Professional, C++. Для обработки изображений используется открытая библиотека компьютерного зрения OpenCV. Так же, для успешного выполнения задания, и обеспечения приемлемого быстродействия, необходимо иметь инструмент для эффективного решения задачи оптимизации коэффициентов. В качестве такого средства было принято использовать библиотеку *levmar*, в основе которого лежит алгоритм Левенберга-Марквардта.

3D Morphable Model

Рассмотрим устройство нашего линейного пространства лиц. Для успешной работы механизма идентификации, модель каждого лица должна состоять из нескольких десятков тысяч точек, каждая из которых имеет по три координаты и три цветовых параметра (RGB). Поэтому хранение отдельной трёхмерной модели для каждого лица на практике не возможно.

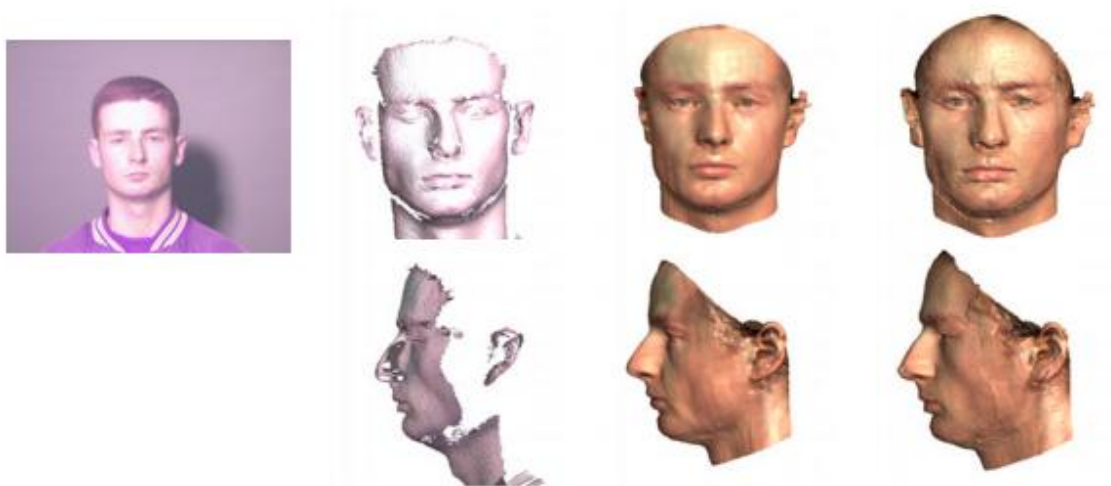


Рис. 2: Примеры трёхмерных сканов лица.

Для экономии памяти, и рационального использования вычислительных ресурсов, каждое лицо представляется как сумма среднего лица (каждый параметр которого

является математическим ожиданием соответствующих параметров всех лиц базы), и линейной комбинации базиса, который представляет собой компоненты, вдоль которых разница между лицами максимальна. Среднее лицо берётся как среднее арифметическое вытянутых в один вектор компонент всех моделей. Базис же составляется путём создания ковариационной матрицы векторов из всех трёхмерных моделей, принадлежащих базе, поиска её собственных векторов и собственных чисел, соответствующих этим векторам, а также, выбора векторов с максимальными собственными числами, которые и будут являться компонентами максимального различия. Данная схема напоминает метод *eigenfaces*, только для трёхмерных моделей, отметим, что подобное представление следует иметь и для текстуры лиц, что реализуется аналогичным образом, как и форма. Таким образом каждый вектор формы и текстуры определяется однозначно с помощью линейной комбинации некоторых элементов:

$$\mathbf{s} = \sum_{i=1}^M a_i \mathbf{s}_i^{ex}, \quad \mathbf{t} = \sum_{i=1}^M b_i \mathbf{t}_i^{ex}$$

Текстура и форма лица со средними параметрами вычисляется единообразно:

$$\bar{\mathbf{s}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{s}_i^{ex}$$

Базисные векторы и собственные значения вычисляются как собственные векторы и значения матрицы ковариационной матрицы, полученной из матрицы, которая составлена из разностей среднего и конкретного лица из базы.

$$\mathbf{a}_i = \mathbf{s}_i^{ex} - \bar{\mathbf{s}}, \quad \mathbf{A} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_M)$$

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M} \mathbf{A} \mathbf{A}^T$$

Согласно методу главных компонент, выбрав из полученных собственных векторов те, которые соответствуют максимальным собственным числам, мы получим базис пространства лиц, в котором каждое лицо однозначно представлено как сумма среднего и линейной комбинации полученных базисных векторов, домноженных на собственные числа, им соответствующие:

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \sum_{i=1}^{M-1} \alpha_i \sigma_{s,i} \mathbf{s}_i \quad \mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \sum_{i=1}^{M-1} \beta_i \sigma_{t,i} \mathbf{t}_i$$

Данный подход применяется для описания и формы и текстуры каждой трёхмерной модели лица из базы.

Определение положения объекта идентификации в пространстве

Для того, чтобы успешно подобрать коэффициенты разложения, очень важно на первом шаге точно определить положение лица на снимке в пространстве относительно камеры. Предположим, что изначально мы, некоторым образом смогли сопоставить некоторые точки на снимке с некоторыми точками на нашей средней модели. Далее нам необходимо найти такие элементы трансформации, как поворот, перенос, сжатие и растяжение, то есть минимизировать следующую функцию:

$$\min_{f,x,y,z,\alpha,t_{2d}} \|s_{2d}^{of} - (fPR(\bar{s} + t_{3d}) + t_{2d})\|^2$$

Здесь:

f - коэффициент масштабирования

$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ - матрица ортографической проекции

(x, y, z) - вектор, задающий ось вращения

α - угол, на который происходит поворот вокруг оси (x, y, z)

R - матрица поворота вокруг оси $w = (x, y, z)$ на угол α , которая вычисляется по формуле $R = E + [w]_x \cdot \sin(\alpha) + w_x^2 \cdot (1 - \cos(\alpha))$, где E -

единичная матрица и матрица скалярного произведения $[w]_x = \begin{bmatrix} 0 & -z & y \\ z & 0 & -x \\ -y & x & 0 \end{bmatrix}$

\bar{s} - среднее лицо

$t_{3d} = (x_{2d}, y_{2d}, z_{2d})$ - вектор сдвига 3D модели лица

$t_{2d} = (x_{2d}, y_{2d})$ - вектор сдвига 2D лица

s_{2d}^{of} - исходная картинка

То есть мы хотим найти параметры, на которых достигается минимум между сдвинутой в трёхмерном пространстве, повёрнутой, спроецированной, сжатой или же растянутой моделью трёхмерного лица и вектором соответствующих координат на исследуемом снимке. Произведя минимизацию указанной функции качества с помощью `levmar`, мы и получим искомые параметры поворота, переноса, растяжения и сдвига. Теперь мы можем приступить к подгонке коэффициентов.

Определение коэффициентов формы

Итак, мы подобрали положение объекта в пространстве. Теперь нашей задачей в рамках идентификации будет определение коэффициентов, с помощью которых было сгенерировано данное лицо. Для этого мы снова воспользуемся `levmar`, но, в качестве параметров у нас уже будут сами коэффициенты разложения по базису формы. То есть мы минимизируем следующую функцию с параметрами-коэффициентами разложения по базису:

$$\min_{\alpha} \quad \|s_{2d}^{of} - (fPR(\bar{s} + S\alpha + t_{3d}) + t_{2d})\|^2$$

Таким образом находятся коэффициенты формы. Следует отметить также, что на каждой итерации подгонки формы, производится рендеринг трёхмерной модели, то есть получение двумерного изображения с параметрами поворота, переноса, сжатия и растяжения, найденными при подгонке формы, такая функциональность уже была реализована в рамках разработки данной системы идентификации.



Рис. 3: Примеры подстройки трёхмерной модели .

Заключение

В заключении следует отметить, что на практике, на протестированных примерах, можно сделать вывод, что вышеописанная технология работает лучше на изображениях с небольшим разрешением (порядка 100 x 100 пикселей). На крупных альбомных фотографиях данный подход становится настолько ресурсоёмким, что возникают проблемы даже с его тестированием. Также следует отметить такие особенности, что поиск коэффициентов происходит лучше при небольшом повороте (меньше 10 градусов) и большом количестве ненулевых компонент в разложении формы по базису.

Результаты

В результате выполнения данной работы был прочитан ряд статей про алгоритмы компьютерной графики и методы распознавания и идентификации. Например, методы, основанные на выделении собственных векторов в качестве базиса, такие как *eigenfaces*. Так же был изучен подход идентификации с помощью подстройки трёхмерной модели, изучены основные подходы к решению задач определения положения объекта идентификации в пространстве и подбора оптимальных коэффициентов формы. Изучена библиотека алгоритмов компьютерной графики *OpenCV*, инструмент для решения задач минимизации функционалов *levmar*. Также, были реализованы описанные подходы к решению задач определения положения объекта в пространстве и поиска коэффициентов формы, реализации были протестированы, сделаны соответствующие выводы.

Исходный код реализации можно посмотреть на странице проекта:

<https://code.google.com/p/simple-face-identification-system-based-on-fitting-3d-m-m/source/browse/trunk/proj/>

Дальнейшее развитие

В дальнейшем возможно продолжить данную разработку в следующих направлениях:

- Расширение возможностей и повышение эффективности подбора коэффициентов формы и определения положения в пространстве
- Поддержка подбора текстуры, в том числе и при различных условиях освещения
- Расширение существующих интерфейсов и совместимости данного программного продукта
- Дальнейшее развитие и оптимизация разработанной системы распознавания лиц

Список литературы

1. B. Weyrauch, J. Huang,... : Component-based Face Recognition with 3D Morphable Models.
2. Herve Abdi, Lynne J. Williams: Principal component analysis.
3. http://en.wikipedia.org/wiki/Axis_angle#Log_map_from_SO.283.29_to_so.283.29
4. http://en.wikipedia.org/wiki/Rodrigues'_rotation_formula
5. <http://www.ics.forth.gr/~lourakis/levmar/>
6. Matthew Turk, Alex Pentland: Eigenfaces for Recognition.
7. Sami Romdhani, Volker Blanz, and Thomas Vetter: Face identification by Fitting a 3D Morphable Model using Linear Shape and Texture Error Functions.
8. Sami Romdhani, Volker Blanz: Efficient, Robust and Accurate Fitting of a 3D Morphable Model.
9. Theodore Papatheodorou: 3D Face Recognition Using Rigid and Non-Rigid Surface Registration.