

使用特征脸方法进行人脸识别

朱恬骅

09300240004 计算机科学与技术

2011年12月

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

动机

在家用机器人的领域中，如何改善人机界面是相当重要的一个课题。其中，对人的身份确认是相当重要的一个工作。

本文以Matthew A. Turk 和Alex P. Pentland 的《Face Recognition Using Eigenface》[3]为蓝本，以特征脸为例介绍人脸识别的方法。

1 简介

- 动机
- 背景和相关工作
- 主要思想

2 使用特征脸进行识别

- 概述
- 计算特征脸
- 使用特征脸

3 实验

- 测试集
- 特征脸个数的选取
- 改进方法
- 人脸识别程序

4 结论

5 参考文献

背景和相关工作

- ① 眼、鼻、口和头部轮廓，并使用这些特征的相对位置、大小和关系来定义面部模型。
一些自动和半自动的人脸识别策略，基于特征点的归一化的位置和比例，对人脸进行建模和识别。
- ② 使用非线性单元来训练一个后向传播的网络来分类人脸图像这一类系统还处于非常简单的阶段，并且不清楚它们能否被应用到更大规模的问题上。
- ③ 基于多分辨率模板匹配的“智能感知（smart sensing）”方法
在对人进行识别的演示中达到了近乎实时的效果。它所采用的面部模型是从面部图像中手工建构的。

特征脸的历史价值

- 这一部分回顾了1991年及以前的人脸识别方法。这些比较简单的方法而今早已不再流行，尤其是当前模式识别越来越自动化，那些基于模板匹配的、或需要人工参与的建模过程早已淘汰。
- 然而这一较为全面的综述为后代的研究者提供了简明的历史追溯。事实上，对人的面部器官提取特征，并计算它们的相对大小和位置等方法，现在仍有其实际意义。
- 例如，在[4]、[2]等工作中，使用对眼、鼻、口等器官进行测量，对面部进行三角剖分的方法进行建模。这一建模结果被应用在了计算机辅助化妆、摄影等诸多领域。

1 简介

- 动机
- 背景和相关工作
- 主要思想

2 使用特征脸进行识别

- 概述
- 计算特征脸
- 使用特征脸

3 实验

- 测试集
- 特征脸个数的选取
- 改进方法
- 人脸识别程序

4 结论

5 参考文献

主要思想

大多数面部图像能够通过一组较少的特征图像通过加权的方法得到重建，所以，从已知面部图像中构造一组特征图像，通过比较目标图像和已知图像的权值，可能是一种较为有效和高效的人脸识别方法。

数学的观点：主元分析

找到人脸分布的主元，也就是一组人脸图像的协方差矩阵的特征向量。

这些特征向量可以被看作是一组特征，它们刻画了人脸图像之间的相互差别。

能够将特征向量还原成图像显示出来，这就是我们称之为“特征脸”的原因。

数学的观点：主元分析

训练集中的每张面部图片能准确地用特征向量的一个线性组合进行表示。

可能的特征脸数目与训练集中图像的数目相同。

用少数几个“最佳”的特征脸的线性组合进行近似——对应特征值最大的特征脸对应了训练集中变化最大的那些特征。

出于计算代价的考虑。最好的 M' 个特征向量张成一个 M' 维子空间，亦即所有图像中的一个“脸空间”。它们构成了特征脸分解的一组基向量。

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

概述

- ① 初始化：获取面部图像训练集，计算特征脸，以此定义脸空间
- ② 遇到新的面部图像时，计算基于输入图像和 M 个特征脸的一组权值
- ③ 检查图像是否足够接近“脸空间”，来判断这一图像是否是人脸
- ④ 如果是人脸，按权值模式进行分类，确定是哪个人的人脸，或是未知的结果
- ⑤ （可选）如果相同的未知脸出现了多次，计算它的特征权值模式，加入到已知的人脸集合中（也就是学习识别它）

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

计算特征脸

- ① 令图像 $I(x, y)$ 为一个存有灰度值信息的 $N \times N$ 的数组，亦即一个 N^2 维的向量，可以看作是 $\mathbb{Z}_{256}^{N^2}$ 空间中的一个点
- ② 脸部的图像在这一空间中不是随机分布的，因而可以用一个较低维度的空间代替
- ③ 使用主元分析（Principal Component Analysis）寻找最能反映给定图像集特点的特征向量——这些向量都是 N^2 维的，称为“特征脸”，构成了一组正交基
- ④ 组成“脸空间”

与Fisherface的比较

- 一个更强调“面部区别于其它图像的特征”，一个强调“面部之间相互的差别”
- 在思想上，特征脸方法实际上保存的是其作为“脸部”的特征而非差异。这是由PCA 方法本身的特性造成的。
- 基于线性判定分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA)的Fisherface 方法能在ORL测试集上达到更高（约96%）的准确率。[1]

训练过程

① 读取训练图像

设输入图像为 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ ，这一训练集的均值为 $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$

记输入图像与平均图像的差值为 $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$

② 计算协方差矩阵：

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = AA^T \quad (1)$$

其中 $A = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_M]$

③ 计算矩阵 C 的特征向量和特征值

计算矩阵 C 的特征向量和特征值

根据定义，矩阵 C 是 $N^2 \times N^2$ 大小的，计算如此之大的矩阵的特征向量将花费很长时间。由于我们只需要对应特征值较大的那一部分特征向量，可以计算 $A^T A$ 而不是 AA^T 的特征值和特征向量来代替。

证明：记 $\hat{C} = A^T A$ ， μ_i 为 \hat{C} 、 λ_i 为 C 的第 i 大特征值，它们对应的特征向量分别为 u_i 和 v_i 。则有：

$$A^T A u_i = \mu_i u_i \quad (2)$$

两边同左乘 A ，得到：

$$(AA^T)(A u_i) = \mu_i (A u_i) \quad (3)$$

可以看出， $\mu_i = \lambda_i$ ，且 $v_i = A u_i$ 。

这样，我们就将 $N^2 \times N^2$ 矩阵求特征值和特征向量的问题转化为了求一个 $M \times M$ 矩阵的问题。显然， $M \ll N^2$ 。

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

使用特征脸进行分类

一个新的人脸图像 Γ 通过下面这一简单的操作变换到特征脸组成（也就是投影到脸空间）： $\omega_k = \vec{v}_k^T (\Gamma - \Psi)$, $k = 1, \dots, M'$ 。向量 $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{M'}]$ 中的权重描述了每一个特征脸在表示输入图像中的贡献，将这组特征脸作为一组基。这一向量被用来在一组已知的人脸类别中寻找（如果有的话）中最为接近的那一类别 k^* ，亦即 $k^* = \arg \min_k \epsilon_k$ ，其中 $\epsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\|$ 。设置阈值 θ_ϵ ，若最小的 ϵ_{k^*} 大于这一数值，则认为这一人脸图像结果为“未知”。

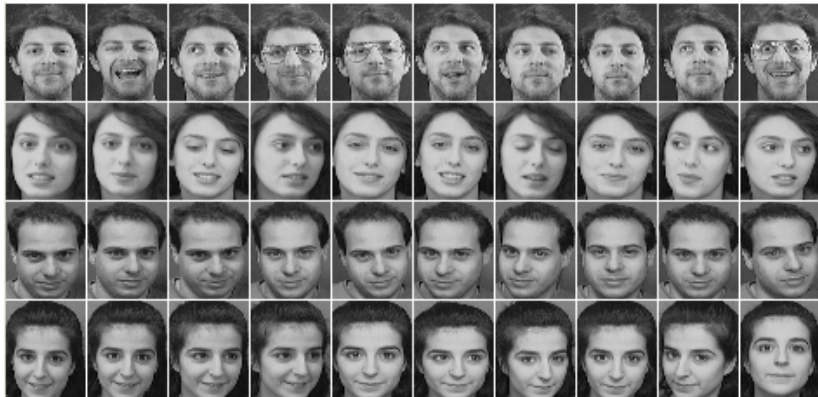
使用特征脸进行分类

在实践中，设有 K 个人，每个人有 n_k 张训练图像 $\Pi_{k,i}(k=1,2,\dots,K,i=1,2,\dots,n_k)$ ，在使用 Π 计算特征脸的同时，计算每个人自己的平均脸 $\Omega_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \Pi_{k,i}$ 。

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

测试集



- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

原始方法的特征脸个数选取

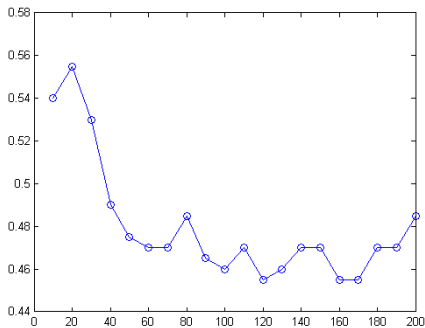


Figure: 原始方法特征脸个数与错误率关系图

准确率很低!

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

改进的识别方法

原始方法的缺点：

- 如果新增加了一个识别对象（人脸），重新进行训练时不仅需要新对象的人脸图像，还需要保存原来所有对象的人脸图像，造成了重复的计算。
- 当识别对象增加时训练的时间将大大增加。这将不利于在实践中随时增减识别对象。

主要思想

- 考虑由 M' 个特征脸张成的脸空间。令重建的图像 $\hat{\Omega} = \sum_{i=1}^{M'} \omega_i \vec{v}_i = \sum_{i=1}^{M'} \vec{v}_i \vec{v}_i^T (\Gamma - \Psi) + \Psi$ ，残差 $r = \|\Omega - \hat{\Omega}\|$ 实际表示的是图像空间中源图像到脸空间的距离。
- 现在，我们对每个识别对象单独创建一个脸空间，那么对新的输入图像 Ω 的分类问题就转化为了寻找 $k^* = \arg \min_k r_k$ ，其中 r_k 为 Ω 到第 k 个脸空间的距离。图2展示了一个特征脸分解的例子。

主要思想



Figure: 改进的特征脸识别方法

效率上的考虑

一般 $M' \simeq \frac{M}{2}$ ，假令输入图像大小为 $N \times N = N^2$ ，进行识别时投影所需的乘法操作有 $\frac{N^2 M}{2}$ 个。

组装矩阵 $W_k = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_{M'_k}]$ ，

则 $r_k = \|W_k W_k^T (\Gamma - \Omega_k) - (\Gamma - \Omega_k)\| = \|(W_k W_k^T - I)(\Gamma - \Omega_k)\|$ 。

令 $n_k \equiv M/K$ ， $M'_k \equiv M/2K$ ，则对 K 个对象进行识别需要进行 $KN^2 M/2K = N^2 M/2$ 次乘法，即识别时的复杂度不变。在训练时，原方法需要计算一个 $M \times M$ 对称阵的特征向量，而现在需要计算 K 个 $M/K \times M/K$ 矩阵的特征向量

改进方法的总结

前者的复杂度为 $O(M^3)$ ，后者复杂度为 $O(M^3/K^2)$ ，得到了优化。

可以允许运行时动态地添加或删除识别对象或重新训练，而不必保存其它对象的训练集。

改进方法的测试结果

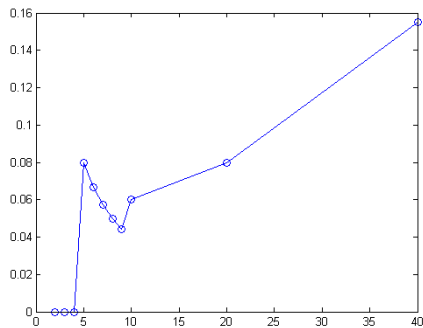
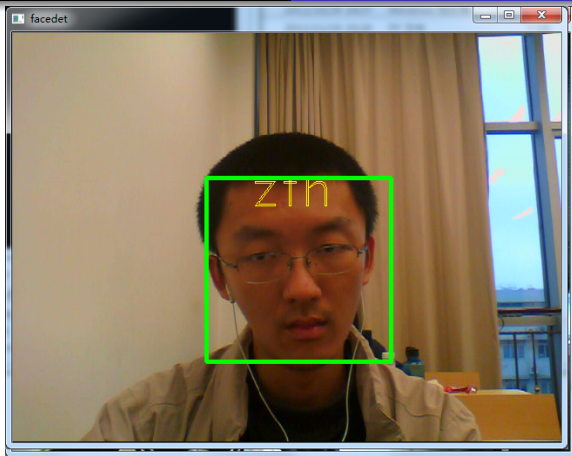


Figure: 改进方法特征脸个数与错误率关系图

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献



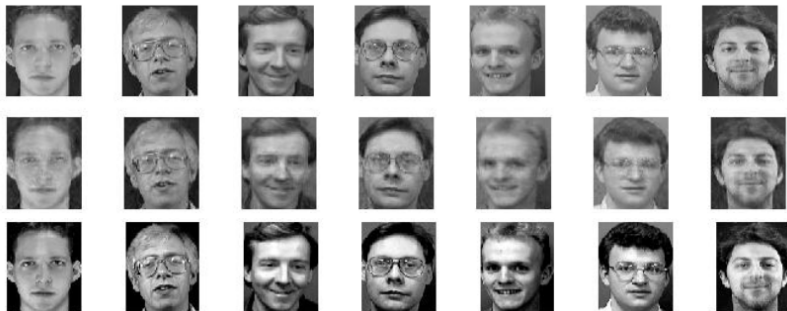
- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献

特征脸方法的优点是显而易见的：它的实现十分方便。

在实践中，特征脸方法的缺点有：

- 对光线要求高

光线变化将极大地降低识别准确率。可以对输入图像进行预处理，但效果有限。为了减少光线的区别，需要对图像进行归一化。



- 脸的转动（摆头和摇头）或表情变化会降低准确率
在原始方法中，令 $\theta_{\epsilon} = +\infty$ ，在光线变化的情况下得到了平均约96%的准确率，在方向变化上达到85%，在大小变化上为64%。
当令 θ_{ϵ} 为某一有限值使识别准确率（不包括“未知”）达到100%时，识别为未知的比例在光线变化的情况下达到19%、方向变化为39%、大小变化为60%。
试验显示 θ_{ϵ} 的增加将同时增加准确率。

- 1 简介
 - 动机
 - 背景和相关工作
 - 主要思想
- 2 使用特征脸进行识别
 - 概述
 - 计算特征脸
 - 使用特征脸
- 3 实验
 - 测试集
 - 特征脸个数的选取
 - 改进方法
 - 人脸识别程序
- 4 结论
- 5 参考文献



P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman.

Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection.

IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 19(7):711–720.



Yael Eishental, Gideon Dror, and Eytan Ruppim.

Facial attractiveness: Beauty and the machine.

Neural Computation, 18(1):119–142, 2006.



M. Turk and A. Pentland.

Face recognition using eigenface.

In *IEEE CVPR*, pages 586–591, 1991.



David Zhang, Qijun Zhao, and Fangmei Chen.

Quantitative analysis of human facial beauty using geometric features.

Pattern Recognition, 44(4):940–950, 2011.