

文章编号:1001-9081(2009)09-2395-03

提取多尺度光照不变量的人脸识别

姜琳^{1,2},房斌¹,张太平¹,唐远炎¹,姚同庆¹

(1. 重庆大学 计算机学院,重庆 400030; 2. 武警贵州省总队训练基地 训练处,贵阳 550005)

(wise2g@sina.com)

摘要:光照变化条件下的人脸图像识别一直以来都是图像处理中的热点和难点问题,为了提高人脸图像的识别率,提出了一种用于非均匀光照条件下人脸识别的算法。利用对数及二维小波变换的多尺度特性提取出人脸的光照不变量,然后运用PCA+LDA方法进行人脸特征提取,并采用基于欧氏距离的最近邻分类器进行识别。通过Matlab编程实验,在Yale B人脸库中达到了较高的识别率。

关键词:人脸识别;光照不变量;小波变换;多尺度分析;欧氏距离

中图分类号: TP391.41 文献标志码:A

Face recognition under illumination invariance using multiresolution analysis

JIANG Lin^{1,2}, FANG Bin¹, ZHANG Tai-ping¹, TANG Yuan-yan¹, YAO Tong-qing¹

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. Training Department, Training Base of Guizhou Division of Armed Police, Guiyang Guizhou 550005, China)

Abstract: Illumination variation is the most significant factor affecting the performance of face recognition, and has received much attention in recent years. A novel method to extract illumination invariant features was proposed for face recognition under varying lighting conditions, which combined wavelet transform and logarithm operation. The experiment with Matlab programs was designed on Yale B face database by PCA + LDA recognition. Minimum distance classifier was applied for its simplicity; the Euclidean metric L2 was used as distance measure. The experimental results show that the performance of the proposed method is better than other methods.

Key words: face recognition; illumination invariance; wavelet transform; multiresolution analysis; Euclidean metric

人脸识别是指采用机器对人脸图像进行分析处理,从而提取出有效的识别信息,达到身份辨认的目的。人脸识别技术是目前模式识别研究领域中一个富有挑战性的课题,不仅具有重要的学术意义,而且在军事、商业和法律等诸多领域有着广泛的应用前景。迄今为止,已经提出了很多算法来处理人脸识别问题^[1],其中基于代数特征的人脸识别方法是当前人脸识别方法的主流,并且了较好的实验效果。光照问题是人脸识别领域面临的主要难题之一,由于光照变化使得面部特征不再明显而具有分辨能力,这样造成了人脸的类内差异变大,甚至大于类间差异。文献[2]研究表明,同一个人在不同光照条件下得到的图像之间的差异,可能比不同人在同一光照条件下得到的图像之间的差异还要大。由于光照作用,可能使得人脸部分关键特征更加突出或由于阴影、遮挡等影响而被弱化,因此,光照作用的影响使得人脸的关键特征分别处于不同的灰度尺度空间中,而理想条件下的人脸图像其关键特征几乎处于相同的灰度尺度下。所以在光照条件下,即使目前最成功的人脸识别方法——线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)也不能取得满意的效果。近年来,国内外提出了许多方法来处理此问题,这些方法可以大致分为以下三种思路:不变特征提取法、人脸建模法和光照补偿法。在光照补偿算法中,常使用的方法是:直方图均衡、Gamma校正、对数变换等,但是这些方法过于简单,对识别率

的提高仍然不够理想。锥方法、3D子空间模型等建模法用于处理光照问题时有一定的优势,然而其理论性很强,需要3D模型来分析不同光照对人脸图像的影响,计算太复杂,实用性受到很大局限。不变特征提取方法中,自商图像是对商图像方法的改进,但因其使用的高斯滤波器在低频部分不能保持边界等细节信息,Terrence等人提出了利用全变分模型在图像对数域来提取光照不变量^[3]。由于小波的多尺度分析能力能够从受光照影响严重的图像低频部分提取细节信息(边缘、轮廓等),我们提出经对数尺度变换后的基于小波变换的光照条件下多尺度人脸轮廓提取的人脸识别方法。

1 多尺度光照不变人脸轮廓的提取

1.1 光照模型及对数变换

一般情况下,一幅光照下的人脸图像可被看作一个积^[4]:

$$I(x,y) = R(x,y)L(x,y) \quad (1)$$

其中 $R(x,y)$ 和 $L(x,y)$ 分别是在像素点 (x,y) 处的反射率 (reflectance) 与亮度 (illuminance)。然而从实际的光照图像分解出 $R(x,y)$ 和 $L(x,y)$ 是一件十分困难的事。因此,一个共同的假设被提出来解决此问题,即 L 变化很慢而 R 变化快。这意味着 L 是图像的低频部分,而 R 是图像的高频部分,即面部的关键特征。从而,光照下多尺度人脸轮廓的提取转化为如何

收稿日期:2009-03-10;修回日期:2009-04-27。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60873092);教育部新世纪优秀人才基金资助项目(NCET-06-0762);教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20060611009);重庆市自然科学基金重点资助项目(CSTC2007BA2003)。

作者简介:姜琳(1969-),女,山东济南人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理、小波分析; 房斌(1967-),男,四川成都人,教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向:模式识别、图像处理、生物特征识别; 张太平(1975-),男,四川南部人,博士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理、小波分析; 唐远炎(1943-),男,四川成都人,教授,博士生导师,主要研究方向:模式识别、图像处理、小波分析;

姚同庆(1982-),女,黑龙江牡丹江人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理。

从不同的尺度空间中提取出 R 来。

从式(1)看出, R 与 L 在该模型中是相乘的关系, 为了方便用小波模型来提取光照不变量 R , 对式(1) 两边取对数, 有:

$$I' = R' + L' \quad (2)$$

其中: $I' \approx \log(I)$, $R' \approx \log(R)$, $L' \approx \log(L)$ 。通过对数操作, 将 R 与 L 之间的积的关系转化成了与 R' 与 L' 之间的和的关系。进行对数变换的一个重要原因是: 将图像变换到对数域能够减轻光照的影响。根据假设条件 R 是图像的高频部分, L 是图像的低频部分, 基于对数函数的性质, 在对数图像中, R' 仍然是图像的高频部分, 而 L' 仍然是图像的低频部分。由于我们感兴趣的是 R' , 因此, 为了得到 R' , 只需扔掉对数图像的低频部分 L' 。但是对于不同光照, R' 和 L' 的值并不是固定不变的, 因此必须对其进行有效的度量, 以有效地处理不同光照下的人脸识别问题。为了得到 L' 的估计值 \hat{L}' , 要求两者的均方差(Mean Square Error, MSE) 最小:

$$MSE(\hat{L}') = \min(\hat{L}' - L')^2 \quad (3)$$

式(3) 正好与小波去噪模型一致, 不同的是小波去噪模型保留的是图像低频部分 L' , 因为图像高频部分代表噪声, 而在本文的方法中, 需要保留的是对光照不敏感的图像高频部分 R' , 故在得到 L' 的估计值 \hat{L}' 后, 通过式(2) 即可得到光照不变量 R' , 使得不会因光照的不同, R' 有较大的差异。

1.2 小波变换

自从 Mallat 将计算机视觉中的多分辨率分析(Multiresolution Analysis, MRA)思想引入小波理论中并提出金字塔算法(Pyramid Discrete Wavelet decomposition Transform, PDWT)以来, 基于 MRA 的小波变换被广泛应用于图像识别领域。由于小波分解的特点与人类视觉系统(Human Visual System, HVS)由全局到局部, 由整体到细节的观察特性十分相似, 使得小波变换比其他方法更适合提取图像的特征。小波去噪模型是通过一个光滑的信号 L' 去近似含噪图像信号 I' , 使得在某种误差准则下 L' 是 I' 的最佳逼近, 本文中使用的误差准则是最小平方误差。如果 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{I}'$ 代表了信号 I' 的小波系数矩阵, 其中 \mathbf{W} 是二维小波变换算子, 类似地, 则 $\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{L}'$ 与 $\mathbf{V} = \mathbf{W}\mathbf{R}'$ 分别是亮度信号 L' 与光照不变量信号 R' 的小波变换系数矩阵。我们标记小波变换得到的不同子带(subbands)为 HH_k, HL_k, LH_k 以及 LL_k , 子带 $HH_k, HL_k, LH_k, k = 1, 2, \dots, J$ 包含了信号的细节信息, 其中 k 代表尺度, J 是分解的最大尺度数。尺度为 k 的子带的大小为 $N/2^k$, 可选择的最大可分解尺度数 J 满足 $N/2^J \ll N, M/2^J \ll M$ 以及 $\min(N/2^J, M/2^J) > 1$ 。小波去噪模型的目的是通过含噪信号的小波系数 \mathbf{Y} 得到去噪后信号小波系数 \mathbf{X} 的近似值 $\bar{\mathbf{X}}$, 传统的方法是通过域值法来得到近似小波系数值 \bar{X} , 本文中, 通过如下软阈值法来获得信号 L' 的近似小波系数:

$$thr_T(x) = \begin{cases} x - T, & x \geq T \\ x + T, & x \leq -T \\ 0, & |x| < T \end{cases} \quad (4)$$

然后通过小波逆变换得到需要的信号。小波去噪模型是图像去噪应用中一个成功的模型, 与其他方法相比, 如维纳滤波、高斯滤波, 基于小波的方法能够坚持图像细节部分, 特别是, 由于扔掉的小波系数是高频部分的细节信息, 因而, 本文提出的基于小波变换的多尺度人脸轮廓的提取方法, 能够在图像低频光照部分坚持边界等细节信息, 这对光照下人脸轮廓的提取具有重要的意义。

本文提出的方法仅仅需要设定一个参数 T , 并且仅依赖于光照条件。阈值 T 可通过如下计算获得^[5-7]:

$$T = \hat{\sigma}_y^2 / \hat{\sigma}_x$$

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_y &= \frac{\text{Median} | Y_{ij} |}{\lambda}; Y_{ij} \in \text{subband} HH_1 \\ \hat{\sigma}_x &= \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}^2, 0)} \\ \hat{\sigma}_y^2 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n Y_{ij}^2 \end{aligned}$$

其中 λ 是一个参数。对传统的图像恢复(去噪), λ 一般取值为 0.6745, 而对光照多尺度轮廓的提取, 实验显示 λ 一般在区间 0.01 到 0.40 中取值效果较好。

2 实验

2.1 人脸库

本文采用 Yale B 人脸库 Matlab 编程进行实验。该数据库共包含 10 个人的 9 种不同姿态, 每种姿态又包含 64 种不同的光照情况。由于本文只研究光照问题, 所以在实验中只使用正面人脸有轻微的姿态变化的图像, 所有图像的尺寸都被重新剪切为 128×128 。同时将其按照入射光线的不同角度分为 5 个子集: 1) 子集 1, 人脸的入射光线角度小于 12° , 共 70 个样本; 2) 子集 2, 人脸的入射光线角度位于 $13^\circ \sim 25^\circ$, 共 120 个样本; 3) 子集 3, 人脸的入射光线角度位于 $26^\circ \sim 50^\circ$, 共 120 个样本; 4) 子集 4, 人脸的入射光线角度位于 $51^\circ \sim 77^\circ$, 共 140 个样本; 5) 子集 5, 人脸的入射光线角度大于 77° , 共 190 个样本。

图 1 显示了同一个人取自不同子集的部分人脸图像, 图 2 显示了提取的不同人脸的多尺度光照不变量。



图 1 同一个人在不同子集中的部分人脸图像

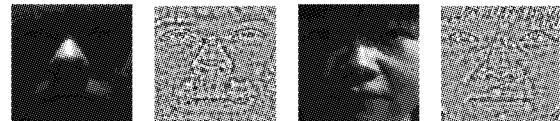


图 2 多尺度光照不变人脸轮廓的提取结果

2.2 人脸识别实验

本文在对数域提取人脸图像的光照不变量后, 利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA) + LDA 方法提取特征, 采用基于欧氏距离 L2 的最近邻分类器进行分类识别。所有人脸图像均进行了 0 均值中心化。我们对 haar、Daubechies、Symlets、dmey、Coiflets、BiorSplines 和 ReverseBior 等小波分别进行了 1~4 级分解的实验比较。

实验结果表明, 不同小波和不同分解水平下的识别率各不相同, 从各类小波的整体平均识别率来看, 从高到低依次是 3 级分解、4 级分解、2 级分解、1 级分解; 从单个小波的表现来看, 当 $\lambda = 0.17$ 时, db2、sym2 和 bior1.3 小波 3 级分解时都取得了最好的识别效果, 在各子集上的误识率均为 0, 以下实验结果均是在小波 3 级分解下得到的。

表 1 给出了 λ 在 $[0.01, 1.0]$ 取值时, sym2 小波的部分识别率, 实验以子集 1 作为训练集, 其余 4 个子集作为测试集。实验显示, λ 的取值对各子集的识别贡献表现基本一致, 即与各不同光照条件有关; 当 λ 在 0.01 到 0.40 之间取值时, 在各子集上均可取得高于 96% 的识别率, 特别是当 λ 在 $[0.09 \sim 0.18]$ 取值时, 可以得到 0 误识的最优结果。

为检验本文方法的性能, 我们在同等实验条件下比较了 MSR^[8]、SQI^[9] 和 LTV^[3] 方法, 从表 2 所示的实验结果可以看出, 本文所提出的方法优于 MSR、SQI 及 LTV 方法。

本方法在小样本情况下也得到了较好的识别结果, 在子

集1中选出每人2幅图像作为训练样本,进行了相同的实验,结果如表3所示,其中 $\lambda = 0.17$,2级分解。若将识别直接在对数域下进行,平均结果还将得到一定的改进。

表1 不同 λ 取值对识别率的影响 %

λ	子集2	子集3	子集4	子集5
0.01	100.00	99.17	96.43	96.84
0.02	100.00	100.00	98.57	99.47
0.04	100.00	100.00	99.29	98.42
0.05	100.00	100.00	100.00	98.42
0.08	100.00	100.00	100.00	99.47
0.09	100.00	100.00	100.00	100.00
0.10	100.00	100.00	100.00	100.00
0.18	100.00	100.00	100.00	100.00
0.19	100.00	100.00	99.29	100.00
0.30	100.00	100.00	98.57	100.00
0.40	98.33	100.00	97.14	100.00
0.45	97.50	100.00	95.71	100.00
0.50	95.83	100.00	93.57	96.32
1.00	94.17	100.00	93.57	98.42

表2 不同方法的识别率比较 %

方法	子集2	子集3	子集4	子集5
MSR	100	100.00	99.29	100.00
SQI	100	98.33	87.86	96.84
LTV	100	100.00	94.29	92.63
本文方法	100	100.00	100.00	100.00

表3 部分小波小样本平均识别率 %

小波	子集1	子集2	子集3	子集4	子集5	平均值
haar	100	100	99.17	98.57	97.37	99.02
bior1.1	100	100	99.17	98.57	97.37	99.02
bior1.3	100	100	100.00	99.29	99.47	99.75
bior1.5	100	100	100.00	98.57	100.00	99.71

图3所示为以子集1中图像为训练样本时,子集4和子集5上识别率随样本数增加的变化曲线,子集1、2、3上的识别率均为100%。数据来自 $\lambda = 0.17$ 时sym2小波3级分解。

3 结语

本文提出了一种针对光照变化条件下的多尺度光照不变量提取的人脸识别方法。该方法通过对数和小波变换的多尺度特性对因光照影响而产生的人脸图像的不同灰度尺度空间所造成的识别困难给出了有针对性的解决方法,并在Yale B人脸库上取得了较好的实验效果。该方法中仅需视光照情况确定一个参数 T ,但在其取值范围内均可以取得较理想的识

(上接第2394页)

- [3] JIN R, CHAI J Y, SI L. Effective automatic image annotation via a coherence language model and active learning [C]// Proceedings of 2004 International Conference on ACM Multimedia. New York: ACM Press, 2004: 892–899.
- [4] 卢汉清, 刘静. 基于图学习的自动图像标注[J]. 计算机学报, 2008, 31(9): 1629–1639.
- [5] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888–905.
- [6] BLUM A, CHAWLA S. Learning from labeled and unlabeled data using graph mincuts [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning. New York: ACM Press, 2001: 19–26.
- [7] FENG S L, MANMATHA R, LAVRENKO V. Multiple Bernoulli relevance models for image and video annotation [C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 1002–1009.
- [8] ZHANG R F, ZHANG Z F. A clustering based approach to efficient image retrieval [C]// Proceedings of the 14th IEEE Conference on Tools with Artificial Intelligence. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 339–346.
- [9] ZHOU D, BOUSQUET O, GRETTON A, et al. Ranking on data manifolds [EB/OL]. [2009-01-05]. <http://research.microsoft.com/en-us/um/people/denzho/papers/rdm.pdf>.

别效果,具有较好的鲁棒性。该方法易实现,对小样本问题适用,具有一定的实用价值。

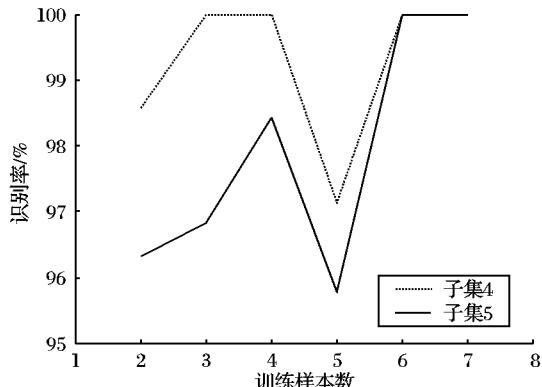


图3 识别率随样本数增加的变化曲线