

# 一种融合二值边缘特征和灰度特征的人脸识别方法

陈北京<sup>1,2</sup>, 王 蔚<sup>2</sup>, 宋加涛<sup>2</sup>, 任小波<sup>2</sup>

(1. 东南大学影像科学与技术实验室, 江苏南京 210096; 2. 宁波工程学院电子与信息工程学院, 浙江宁波 315016)

**摘 要:** 光照变化是影响现有人脸识别算法性能的主要因素之一。基于边缘特征的方法能获得较好的光照鲁棒性,且易于实现,但它对表情变化的鲁棒性较差。本文提出了一种融合二值边缘特征和灰度特征的人脸识别方法,并首次将二阶互信息相似性测度引入人脸识别中。在 AR 图像集和 Yale 图像集上的实验表明,本方法对含有光照变化和表情变化的图像能获得比现有其它方法更好的总体识别率,具有较好的实用价值。

**关键词:** 人脸识别; 光照变化; 表情变化; 特征融合; 二值边缘特征; 灰度特征

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 06-1180-05

## A Novel Face Recognition Method Based on the Fusion of Binary Edge and Grayscale Features

CHEN Bei-jing<sup>1,2</sup>, WANG Wei<sup>2</sup>, SONG Jia-tao<sup>2</sup>, REN Xiao-bo<sup>2</sup>

(1. Lab of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo, Zhejiang 315016, China)

**Abstract:** Illumination change is of great importance in affecting the performance of some existing face recognition algorithms. Though edge-based methods are robust to illumination variation and are easy to implement, they do not work perfectly in the cases with expression variation. In order to improve both the lighting robustness and expression robustness, a novel face recognition method based on the fusion of binary edge and grayscale features was proposed. Also the second-order mutual information was used for the similarity metric of grayscale face image for the first time. AR dataset and Yale dataset with various illumination and expression variation were tested to evaluate the effect of the proposed method. Results showed that the overall face recognition rate of the proposed method was better than that of other methods. And these results indicate that our method is more effective for practical use.

**Key words:** face recognition; illumination change; expression change; feature fusion; binary edge feature; grayscale feature

## 1 引言

人脸识别技术是对个人进行身份识别和鉴定的最自然、最直接的手段之一,在视频监控、访问控制、信用卡验证、刑事侦破等领域具有广泛的应用前景,成为模式识别和计算机视觉领域的热点研究课题。近二十年来,人们提出了大量的人脸识别方法,人脸识别技术也逐渐从实验室走向实际应用<sup>[1]</sup>。

光照变化是影响现有人脸识别系统性能的主要因素之一。为了提高系统的光照鲁棒性,人们提出了各种有效算法,这些算法大致可以分为三类:基于统计的方法<sup>[2~4]</sup>、基于模型的方法<sup>[5,6]</sup>和基于边缘的方法<sup>[7~9]</sup>。典型的基于统计的方法包括本征脸(EigenFaces)<sup>[2]</sup>、Fisher-Faces<sup>[3]</sup>和贝叶斯方法<sup>[4]</sup>等,这类方法通过选用尽可能涵

盖各种光照变化的图像作为训练样本来提高算法的光照鲁棒性,其不足是众多训练样本的采集在现实中通常较难做到。基于模型的方法利用了“具有朗伯表面的物体在同一姿势、但不同光照条件下的图像形成一个凸锥空间,且该空间可以用一个低维线性子空间近似”的事实,通过将人脸成像的外在参数(包括光照)视为独立的变量并分别进行建模,来生成任意光照条件下的人脸图像。由于光源和光照变化的多样性,对于如何计算并获取物理上可实现的低维子空间基图像目前尚处于探索阶段<sup>[5,6]</sup>。边缘体现了图像中灰度分布的不连续性,能够很好的反映图像中目标的轮廓、结构和形状信息,对光照的变化不敏感,而且,从心理学的研究表明,人的视觉能够从线条图中快速而准确的识别出一张人脸。基于此,B. Takacs 等<sup>[7]</sup>提出了基于边缘和双修正 Hausdorff

收稿日期:2007-12-12;修回日期:2008-10-25

基金项目:浙江省自然科学基金(No. Y105239,602118);宁波市自然科学基金(No. 2006A610015,2007A610047)

距离(M2HD)的人脸识别算法,Y. Gao 等<sup>[8]</sup>则进一步利用线段边缘图像表征人脸,并提出了线段 Hausdorff 距离(LHD)来计算两线段边缘图像的相似度,最近 J. Song 等<sup>[9]</sup>又提出了基于边缘和二值模板匹配的人脸识别方法,实验表明,这些基于边缘的方法对于存在光照变化的图像都取得了较高的识别率。

和其它两类方法不同,基于边缘的方法无需训练图像,它通过直接对测试图像本身做一些必要的处理来提高系统的光照鲁棒性,因此,在实际应用中更容易实现。但文献[8]和[9]的研究均表明,尽管边缘特征能较好地克服光照的影响,但它对人脸表情变化的鲁棒性一般,特别是当人脸存在较为夸张的表情变化时,基于边缘的方法的识别率可能还比其它方法(如 PCA 方法)要低。因此,如何在提高光照鲁棒性的同时,保证系统同时获得较高的表情鲁棒性还有待研究。

而本文提出的一种融合二值边缘特征和灰度特征的人脸识别方法,通过对 AR<sup>[10]</sup>和 Yale<sup>[11]</sup>人脸图像库实验,能够很好的解决这个问题。下面具体介绍该算法。

## 2 算法描述

### 2.1 图像相似性测度

#### 2.1.1 基于二值边缘特征的相似性测度——二值边缘距离(BED)<sup>[9]</sup>

假设 BTAI 和 BTEI 为待匹配的两幅二值边缘图像,  $N_{TAI}$  和  $N_{TEI}$  分别为它们各自的前景像素(相对于背景像素)数,  $N_{overlap}$  为它们重叠的前景像素数,则两幅二值边缘图像的相似度 BED(BTAI, BTEI) 可用如下公式来计算:

$$BED(BTAI, BTEI) = \frac{2N_{overlap}}{N_{TAI} + N_{TEI}} \quad (1)$$

显然, BED(BTAI, BTEI) 的值介于 0 和 1 之间。若两幅二值图像完全一样,则  $N_{overlap} = N_{TAI} = N_{TEI}$ ,  $BED(BTAI, BTEI) = 1$ ; 而当两幅图像中不存在重叠的前景像素时,  $N_{overlap} = 0$ , 从而  $BED(BTAI, BTEI) = 0$ 。因此, BED(BTAI, BTEI) 越大,说明两个图像越相似。

#### 2.1.2 基于灰度特征的相似性测度——二阶互信息距离(MI<sub>2</sub>)<sup>[12,13]</sup>

互信息是信息论中的一个基本概念,用来描述两个随机变量间的统计相关性,是一个变量包含另一个变量的信息量的多少的度量。变量 A、B 的互信息  $MI(A, B)$  可用一阶边缘熵  $H(A)$ 、 $H(B)$  和一阶联合熵  $H(A, B)$  来描述:

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B)$$

而 Studholme 通过详细研究互信息对图像重叠面积

的稳健性<sup>[14]</sup>,发现  $MI(A, B)$  对图像重叠面积的鲁棒性不是很强,于是提出了一个基于重叠不变性的归一化一阶互信息:

$$NMI(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}$$

而计算图像 A 的一阶熵值时,是基于计算图像中每一个像素点的灰度概率分布  $p(a)$  来获得的,具体计算公式如下:

$$H(A) = - \sum_a p(a) \log p(a), \quad a \in A$$

这实际上增加了图像 A 的实际熵。这是因为在计算过程中是假设每一个像素点间的灰度值是概率独立的。实际上,这是不正确的,因为忽略了图像像素本身之间相关的空间信息。因此要正确的计算图像互信息,还要计算各图像本身中具有相关性的像素点间的联合灰度分布。于是, Rueckert 等<sup>[12]</sup>提出了用二阶互信息作为配准相似性测度。

二阶熵的计算公式如下:

$$H_2(A) = - \sum_{i,j} p(i,j) \log p(i,j) \quad (2)$$

其中  $p(i, j)$  为图像 A 中相邻像素灰度(分别为  $i, j$ )的联合概率分布,可由 2D 联合灰度直方图统计。

同时,定义两幅图像 A、B 间的二阶联合熵为:

$$H_2(A, B) = - \sum_{i,j,k,l} p(i,j,k,l) \log p(i,j,k,l) \quad (3)$$

这里  $p(i, j, k, l)$  表示在图像 A 中相邻像素灰度(分别为  $i, j$ )和其在图像 B 中相应位置的相邻像素灰度(分别为  $k, l$ )的联合概率分布,可由 4D 联合灰度直方图统计。

从而,二阶互信息  $MI_2(A, B)$  可用二阶边缘熵  $H_2(A)$ 、 $H_2(B)$  与二阶联合熵  $H_2(A, B)$  来定义:

$$MI_2(A, B) = H_2(A) + H_2(B) - H_2(A, B) \quad (4)$$

相应的归一化二阶互信息定义为:

$$NMI_2(A, B) = \frac{H_2(A) + H_2(B)}{H_2(A, B)} \quad (5)$$

本文将式(5)应用于描述基于灰度特征的人脸图像相似性测度,并且式(2)、(3)中的相邻像素的灰度值  $j$  采用当前像素 4 邻域的灰度均值<sup>[13]</sup>。

### 2.2 基于二值边缘特征和灰度特征融合的人脸识别算法

信息融合的方法包括特征层次的融合、排名层次的融合和决策层次的融合三种,本文采用第三种方法,具体融合方案用如图 1 所示。假设  $TAI_i (i = 1, 2, \dots, n)$  和  $TEI$  分别为目标库灰度图像和待匹配灰度图像,而  $BTAI_i (i = 1, 2, \dots, n)$  和  $BTEI$  分别为他们各自的二值边缘图像,  $NMI_2(TEI, TAI_i)$  和  $BED(BTEI, BTAI_i) (i = 1, 2,$

...,  $n$ ) 分别表示他们的二阶互信息距离和二值边缘距离,  $N \cdot NMI_2(TeI, TaI_i)$  和  $N \cdot BED(BTeI, BTaI_i)$  ( $n = 1, 2, \dots, n$ ) 表示归一化到  $[0, 1]$  区间后的两个距离, 则基于二值边缘特征和灰度特征融合后的两幅图像的总相似度  $S(TeI, TaI_i)$  可以表示为:

$$S(TeI, TaI_i) = \alpha N \cdot NMI_2(TeI, TaI_i) + (1 - \alpha) N \cdot BED(BTeI, BTaI_i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

其中权重 采用自适应的选取方法:

$$\begin{aligned} f(i) &= \frac{1}{1 + e^{-5(i - i_0)}} \\ i_0 &= i_1 / (i_1 + i_2) \\ i_1 &= \frac{|BED(BTeI, BTaI_i) - BED(BTaI_i, BTaI_i)|}{\max_{i=1, \dots, n} (|BED(BTeI, BTaI_i) - BED(BTaI_i, BTaI_i)|)} \\ &= \frac{|BED(BTeI, BTaI_i) - 1|}{\max_{i=1, \dots, n} (|BED(BTeI, BTaI_i) - 1|)} \\ (BED(BTaI_i, BTaI_i) &= 1) \\ i_2 &= \frac{|NMI_2(TeI, TaI_i) - NMI_2(TaI_i, TaI_i)|}{\max_{i=1, \dots, n} (|NMI_2(TeI, TaI_i) - NMI_2(TaI_i, TaI_i)|)} \\ &= \frac{|NMI_2(TeI, TaI_i) - 2|}{\max_{i=1, \dots, n} (|NMI_2(TeI, TaI_i) - 2|)} \\ (NMI_2(TaI_i, TaI_i) &= 2) \\ \alpha &= \frac{mean(i)}{mean(i)} \quad (mean() \text{ 为求均值函数}) \end{aligned}$$

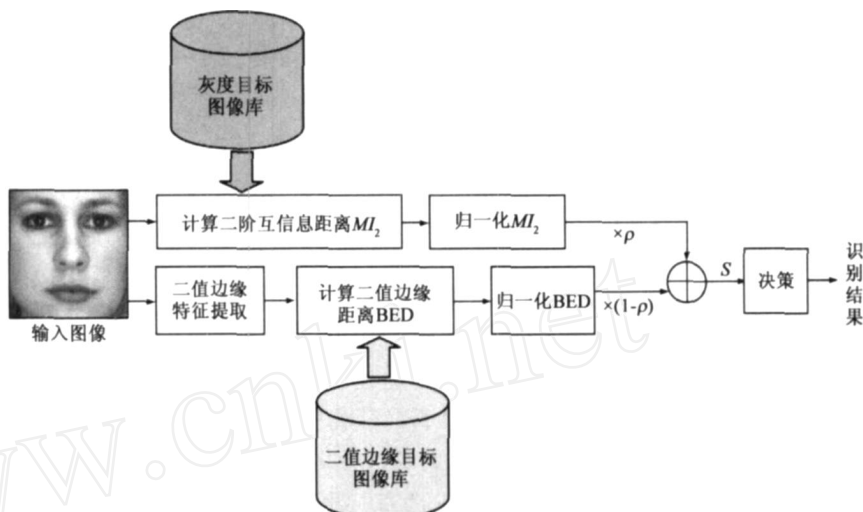


图1 二值边缘特征和灰度特征融合示意图

然后取相似度最大时所对应的目标库灰度图像  $TaI_R$  作为待匹配图像  $TeI$  的匹配结果, 即

$$R = \arg \max_{i=1, \dots, n} (S(TeI, TaI_i))$$

### 3 实验结果与分析

利用 AR<sup>[10]</sup> 和 Yale<sup>[11]</sup> 两个人脸库中的图像进行人脸识别实验. 在所有的测试中, 目标库中仅包含待识别对象的 1 幅图像. 所有图像先用手定位双眼, 然后归一化到  $120 \times 120$  大小, 归一化后的图像如图 2 所示, 人脸二值边缘图像用 LAT 算法<sup>[15]</sup> 提取, 归一化二值边缘图像如图 3 所示.



图2 归一化后的人脸图像示例(上排:AR图像, 下排:Yale图像)

对于 AR 库, 选用保存在前面四张 CD 上的所有图像. 这些图像取自 133 张不同的人脸, 每张脸包含在普通光照条件下带有中性(Neutral)、微笑(Smile)、生气(Anger)和尖叫(Scream)四种不同表情的图像和中性表情时采自左侧光(left light on)、右侧光(right light on)、多光(all side lights on)等不同光照条件下的图像. 识别时,

我们以 133 个普通光照、中性表情图像作为目标图像, 其余  $6 \times 133$  共计 798 幅图像分成 6 组, 分别进行测试.

对于 Yale 库, 选用全部 11 个人的不同光照和不同表情下的 135 幅图像进行实验. 取其中的普通组(normal)图像作为目标图像, 其余在不同光照(正光(center-light)、左侧光(left-light)、右侧光(right-light))和

不同表情(愉快(happy)、悲伤(sad)、倦怠(sleepy)、惊异(surprised)和眨眼(wink))情况下的 120 幅图像作为测试

图像,分 8 组分别进行测试。

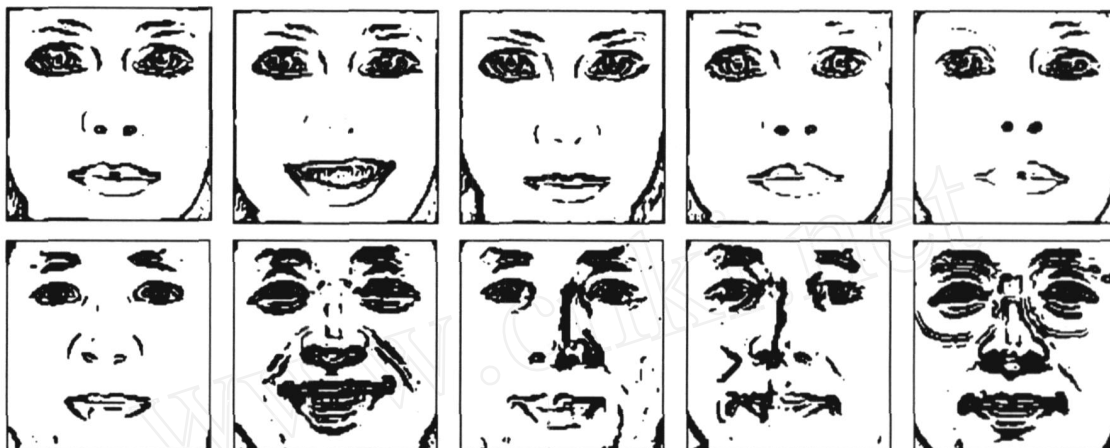


图3 图2中图像对应的二值边缘图像(上排:AR图像,下排:Yale图像)

表 1、表 2 分别给出了 AR 图像集和 Yale 图像集采用下列几种方法得到的人脸识别率:(1)基于二值边缘距离(BED)的方法;(2)基于二阶互信息距离( $MI_2$ )的方法;(3)本文提出的融合二值边缘特征和灰度特征的方法;(4)基于双修正 Hausdorff 距离(M2HD)的方法<sup>[11]</sup>;(5)PCA 方法.对于两个测试图像集,我们均分别给出了不同表情和不同光照条件下的详细测试数据及其各自的平均值。

表 1 AR 图像集不同方法人脸识别率比较(%)

方法	不同光照				不同表情				总体
	左侧光	右侧光	多光	平均	微笑	生气	尖叫	平均	
BED	91.73	92.48	87.22	90.48	87.97	72.18	26.32	62.16	76.32
$MI_2$	95.49	98.50	87.97	93.99	93.98	93.98	50.38	79.45	86.72
本文方法	98.50	98.50	93.98	96.99	95.49	91.73	48.12	78.45	87.72
M2HD	89.47	90.98	66.17	82.21	73.68	75.94	17.29	55.64	68.93
PCA	66.17	51.88	77.44	65.16	90.98	80.45	42.86	71.43	68.30

表 2 Yale 图像集不同方法人脸识别率比较(%)

方法	不同光照				不同表情					总体
	正光	左 侧光	右 侧光	平均	愉快	悲伤	倦怠	惊异	眨眼	
BED	80.00	93.33	93.33	88.89	86.67	86.67	60.00	86.67	73.33	82.50
$MI_2$	80.00	33.33	66.67	60.00	100.00	93.33	86.67	100.00	80.00	80.00
本文方法	93.33	66.67	80.00	80.00	100.00	86.67	73.33	93.33	80.00	84.17
M2HD	86.67	86.67	86.67	86.67	73.33	93.33	73.33	73.33	86.67	82.50
PCA	73.33	26.67	53.33	51.11	100.00	93.33	66.67	86.67	86.67	73.34

从表 1、表 2 中可以看出:

(1)对于存在光照变化的图像,不管是 AR 图像集还是 Yale 图像集,以二值边缘距离(BED)作为图像相似性测度的方法优于同样以二值边缘特征表征人脸图像的 M2HD 方法,而本文提出的以二阶互信息距离( $MI_2$ )作为灰度图像相似性测度的方法则优于传统的 PCA 方法。

(2)对于存在表情变化的图像,就 AR 图像集和 Yale 图像集,基于边缘特征的方法(包括 BED 和 M2HD 方法)性能不如基于灰度特征的方法(PCA 和  $MI_2$  方法),这和文献/12/及文献/13/报道的结果相吻合,其中本文提出的  $MI_2$  方法具有最好的表情变化鲁棒性。

(3)对于 AR 图像集和 Yale 图像集,本文提出的把具有较好光照鲁棒性的 BED 方法和具有较好表情鲁棒性的  $MI_2$  方法融合起来进行人脸识别,分别获得了 87.72%和 84.17%的总体识别率,明显优于其它基于单一特征的方法,说明基于二值边缘和灰度特征融合的方法具有更好的现场应用价值。

## 4 结论

光照变化和表情变化是当前人脸识别领域亟待解决的两大难题.基于边缘特征的人脸识别方法虽然能获得较好的光照鲁棒性,但对表情变化的适应性却比基于灰度特征的方法差.针对单一二值边缘特征和单一灰度特征的局限性,本文提出了融合两种特征的人脸识别方法,并首次将二阶互信息应用于人脸识别中,很好地兼顾了人脸识别中的光照变化鲁棒性和表情变化鲁棒性,取得了比其它方法更高的总体识别率。

下一步的研究方向是探索更为有效的特征融合方法,进一步提高算法的识别率。

致谢 作者对王宽诚教育基金会的资助谨致谢忱!

## 参考文献:

- [1] Zhao W Y,Chellappa R,Rosenfeld A,Phillips J. Face recognition:a literature survey[J]. ACM Computing Survey,2003,35(4):399-458.
- [2] M Turk,A Pentland. Eigenfaces for recognition[J].Journal of Cognitive Neuroscience,1991,3(1):71-86.

- [3] P N Belhumeur, J P Hespanha, D J Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711 - 720.
- [4] B Moghaddam, T Jebara, A Pentland. Bayesian face recognition [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11): 1771 - 1782.
- [5] K Lee, J Ho, D Kriegman. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 684 - 698.
- [6] L Zhang, D Samaras. Face recognition from a single training image under arbitrary unknown lighting using spherical harmonics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(3): 351 - 363.
- [7] B Takacs. Comparing face images using the modified Hausdorff distance [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(12): 1873 - 1881.
- [8] Y Gao, M K H Leung. Face recognition using line edge map [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 764 - 779.
- [9] J Song, B Chen, Z Chi, et al. Face recognition based on binary template matching [A]. Proceedings of the Third International Conference on Intelligent Computing (ICIC2007) [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2007. 1131 - 1139.
- [10] A M Martinez, R Benavente. The AR face database. CVC technical report # 24, June 1998 [EB/OL]. <http://cobweb.ecn.purdue.edu/aleix/aleix.face.DB.htm>, 2007-05-16.
- [11] P N Belhumeur. Yale face database [DB/OL]. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>, 2002.
- [12] D Rueckert, M J Clarkson, D L G Hill, D J Hawkes. Non-rigid registration using higher-order mutual information [A]. Proceedings of SPIE, Medical Imaging: Image Processing [C]. Bellingham, WA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2000. 438 - 447.
- [13] Chen B, Li J, Chen G. Study of medical image registration based on second-order mutual information [A]. Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE2007) [C]. Piscataway NJ: IEEE Computer Society, 2007. 956 - 959.
- [14] C Studholme, D L G Hill, D J Hawkes. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment [J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71 - 86.
- [15] S Y Lee, Y K Ham, R H Park. Recognition of human front faces using knowledge-based feature extraction and neuro-fuzzy algorithm [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(11): 1863 - 1876.

#### 作者简介:



陈北京 男, 1981 年生于江西省赣州市, 2006 年毕业于浙江大学数学系, 获理学硕士学位, 现为东南大学计算机科学与工程学院博士研究生, 宁波工程学院电子与信息工程学院讲师, 研究方向为医学图像处理、模式识别。

E-mail: nbutimage@126.com

王蔚 女, 高级实验师, 硕士, 主要研究方向为多媒体开发和电子技术应用。

宋加涛 男, 教授, 博士, 主要研究方向为人脸识别和计算机视觉。

任小波 女, 讲师, 硕士, 主要研究方向为图像处理和模式识别。