

文章编号: 0258-7025(2003)06-0533-04

复杂背景下人脸的鲁棒识别

丁 嵘, 苏光大, 林行刚

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘要 研究了复杂背景下人脸的鲁棒识别, 比较了两种常用的人脸识别算法特征脸和弹性匹配方法的性能, 在弹性匹配算法的基础上提出了利用关键点信息的改进算法, 并在一个真实人脸库上进行了测试。

关键词 信息光学; 人脸识别; 弹性匹配; 特征脸; 关键点

中图分类号 TP 391 **文献标识码** A

Robust Face Recognition in Complex Background

DING Rong, SU Guang-da, Lin Xing-gang

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract In this paper, robust face recognition in complex background is concerned. Two main technologies, eigenface and elastic matching, are compared. The information given by key points is used in elastic matching to get better performance. Experimental results with a real face library are presented.

Key words information optics; face recognition; elastic matching; eigenface; key points

1 引 言

计算机人脸识别是由计算机分析人脸图像, 从中提取出有效的识别信息, 用来辨认身份的一门技术。人脸识别技术是模式识别的一个重要分支, 并有着很广泛的应用背景, 可以应用于公安系统的罪犯身份识别、驾驶执照及护照等证件照片与实际持证人的核对、银行及海关的监控系统及一些保密单位的自动门卫系统等。人脸识别技术的研究开始于 20 世纪 60 年代末 70 年代初, 早期的识别方法是基于部件的^[1]。近几年来, 基于整体的方法, 特别是特征脸 (Eigenface) 方法^[2] 和弹性匹配 (Elastic Matching) 方法^[3] 得到了广泛的重视。

复杂背景下的人脸鲁棒识别一直是模式识别研究的难点。由于要同时考虑背景、光照、表情、视角等多种类内变化, 很难达到很高的识别率。本文分析比较了特征脸和弹性匹配在此类应用中的性能, 并提出了一种利用关键点的位置信息对弹性匹配进

行约束, 以减少背景干扰影响的改进算法。

2 经典的特征脸算法和弹性匹配算法及两者的分析比较

KL 变换 (Karhunen-Loeve 变换, 或称特征向量变换) 是图像压缩的最优正交变换。高维的图象空间经过 KL 变换后得到一组新的正交基, 保留其中重要的正交基, 由这些基可以张成低维线性空间。如果假设人脸在这些低维线性空间的投影具有可分性, 就可以将这些投影用作识别的特征矢量, 这就是特征脸方法的基本思想。若将所有子空间的正交基排列成图像阵列, 则可以看出这些正交基呈现人脸的形状, 因此这些正交基也被称作特征脸, 这也是这种识别方法名称的由来。与较大特征值对应的一些正交基 (也称主分量) 能够表达人脸的大体形状, 一般采用前 m 个主分量作为新的正交空间的正交基。在得到一系列特征脸以后, 对于待识别人脸, 将它投

收稿日期: 2002-02-05; 收到修改稿日期: 2002-05-30

基金项目: “人脸识别查询技术”国家重点攻关项目 (编号 2001BA801B07) 和清华大学校基金资助课题。

作者简介: 丁嵘 (1975. 4—), 男, 江苏省泰兴市人, 清华大学电子工程系在读博士, 硕士期间主要研究多媒体数据的压缩, 目前主要研究方向为人脸识别。E-mail: dingrong98@mails. tsinghua. edu. cn

影到新的 m 维人脸空间,得到一投影向量,用它来代表待识别人脸,这时候人脸识别问题就转化为 m 维空间的坐标系数矢量的分类问题。

弹性匹配法在二维空间中定义了一种对于通常的人脸变形具有一定的不变性的距离,并采用属性拓扑图来代表人脸。属性拓扑图是一平面网格,网格的任一顶点均包含一特征向量,用来记录人脸在该顶点位置附近的信息。假设 S_1 是定义在已知库中某人脸像上的人脸模板的二维网格,则该人脸像上网格节点 i 附近的信息可以用特征向量 C_i 来代表。 C_i 可以有多种选择,最常用的是 Gabor 特征,即中心频率不同,带宽不同,方向不同的多个二维 Gabor 滤波器和该人脸像的卷积在节点 i 处的值。同样,在待识别人脸图像上,也定义一个二维网格上的向量场。其中 X_j 是和 C_i 一样类型的特征向量,只不过是定义在更大且更细密的二维网格 S 上的。在弹性匹配中,库中人脸和待识人脸间的匹配转化为 S_1 和 S 之间的匹配,也就是寻找 S_1 中的各节点在 S 中的最佳匹配节点。最佳的匹配应该同时考虑到特征的匹配和局部几何位置的匹配。使用如下的匹配度函数来评价待识别人脸图像的向量场和库中已知人脸的向量场之间的匹配程度

$$E(M) = \sum_i \frac{\langle C_i, X_j \rangle}{\|C_i\| \|X_j\|} -$$

$$\lambda \sum_{i_1, i_2} \|[P(i_1) - P(i_2)] - [Q(j_1) - Q(j_2)]\|^2 \quad (1)$$

其中的 $P(i)$ 表示网格 S_1 中节点 i 在库中人脸上的坐标, $Q(j)$ 表示网格 S 中节点 j 在待识别人脸上的坐标。(1) 式中的 $\sum_i \frac{\langle C_i, X_j \rangle}{\|C_i\| \|X_j\|}$ 是在 S_1 中对 i 求和,而 j 为 S_1 中的 i 节点在 S 中的对应匹配节点,当 X_j 和 C_i 相近的时候,该项就会接近于 1。而 $\sum_{i_1, i_2} \|[P(i_1) - P(i_2)] - [Q(j_1) - Q(j_2)]\|^2$ 是对 S_1 中所有相邻的两节点求和, j_1 为 S_1 中的 i_1 节点在 S 中的对应匹配节点, j_2 为 S_1 中的 i_2 节点在 S 中的对应匹配节点,当 $P(i_1) - P(i_2) \approx Q(j_1) - Q(j_2)$, 即保留了局部距离和匹配次序的时候,该项就会接近于 0。 M 是从 S_1 到 S 的单射,最佳匹配就是选取合适的 M 使得 $E(M)$ 最大时的匹配,此时的匹配值就是此两人脸间的匹配度。

在经典算法的基础上,弹性匹配还有一些改进算法^[4~6]。

特征脸由于算法简单,计算量相对较小,因此得到了广泛的应用。但其在理论上却有着明显的缺陷:KL 变换是重建图像的最优方法,然而这并不意

味着这样的变换处理方法对于不同的人脸能够具有很好的辨别能力。主分量反映了样本集合的主要分布的方向,抓住了图像之间所有的差异,而不管这样的差异是不同的人脸间存在的类间差异还是同一人不同人脸间由于各种原因(如视角、表情、光照)而存在的类内差异,因此特征脸的方法不适合用于鲁棒人脸识别。弹性匹配算法从理论上克服了特征脸算法的大部分缺陷。部分原因是拓扑图的顶点采用了小波变换特征,它对于光线、变换、尺寸和角度具有一定的不变性。另一个重要原因是弹性匹配能够比较两幅人脸的空间结构,从而能够容忍表情的变化,并在一定程度上能够容忍视角的变化。

3 弹性匹配算法在复杂背景应用中的缺陷及使用关键点信息的改进算法

理论上,弹性匹配算法对各种小的变形有比较大的鲁棒性,因此被认为适用于人脸的鲁棒识别。但在出现比较强的背景干扰时却很有可能出现错误匹配。经过仔细分析,认为这种错误的出现和弹性匹配是一种基于整体的方法有很大关系。虽然通常认为基于整个人脸的分析要优于基于部件的分析,理由是前者保留了更多的信息^[1],但是在另一方面,由于把整个人脸图像作为一个模式,那么各种整体和局部的干扰都会对人脸识别有很大的影响,如何有效地去掉这些干扰因素是个很困难的问题,处理得不好,会导致有用的识别信息被淹没在大量的冗余信息中而失去识别的意义。相反基于部件的方法就能比较好地解决这个问题,因为部件在人脸内部,因此不太容易受到背景的影响。即使受到影响,各个部件也不太可能同时受到影响。为此考虑将弹性匹配和局部信息相结合:首先用基于部件的方法定位出部分部件上的关键点(如瞳孔、鼻尖等),然后利用能够成功定位(是否能够正确定位由定位算法自动判别)的那些关键点的位置对弹性匹配的匹配度函数 $E(M)$ 进行矫正。新的匹配度函数的一种可能形式是

$$E(M) = \sum_i \frac{\langle C_i, X_j \rangle}{\|C_i\| \|X_j\|} -$$

$$\lambda_1 \sum_{i_1, i_2} \|[P(i_1) - P(i_2)] - [Q(j_1) - Q(j_2)]\|^2 -$$

$$\lambda_2 \sum_i \left\| [P(i) - Q(j)] - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [P(I_k) - Q(J_k)] \right\|^2 \quad (2)$$

相对于式(1),式(2)增加了矫正项

$\lambda_2 \sum_i \left\| [P(i) - Q(j)] - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [P(I_k) - Q(J_k)] \right\|$, 其更具一般性的形式为

$$\lambda_2 \sum_i D \left\{ [P(i) - Q(j)], \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [P(I_k) - Q(J_k)] \right\}$$

其中 K 表示能够定位出的关键点的数目, $P(I_k)$ 表示定位得到的第 k 个关键点在库中人脸上的坐标, 而 $Q(J_k)$ 则表示定位得到的第 k 个关键点在待识别人脸上的坐标, λ_2 则是加权系数, 而 $D(\cdot)$ 则是距离量度。这里采用了欧氏距离 $D_e(p, q) = [(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2]^{1/2}$ 作为距离量度, 也可以考虑采用其他距离量度, 例如城区 (city-block) 距离 $D_4(p, q) = |p_x - q_x| + |p_y - q_y|$ 等。

4 实验结果分析和结论

我们使用文献[3]中的 Gabor 小波基, 其表达式为

$$\varphi_k(\mathbf{x}) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2 \mathbf{x}^2}{2\sigma^2}\right) \times$$



图 1 库中同一人的多幅人脸

Fig. 1 Real face library

测试库又可细分两部分: 库中人脸集和输入人脸集。从测试库中每人随机取一幅人脸图像作为输入人脸集, 测试库中剩余的人脸图像则组成库中人脸集。在库上进行测试时依次从输入人脸集中取一幅人脸图像作为当前输入人脸, 计算该人脸和库中人脸集中每幅人脸图像间的匹配度, 如果匹配度最高的那幅库中人脸和当前输入人脸属于同一人则认为匹配正确, 否则认为匹配错误。识别率定义为正确匹配的个数除以总匹配次数。

表 1 比较了特征脸和经典的弹性匹配算法。从

$$[\exp(i\mathbf{k}\mathbf{x}) - \exp(-\sigma^2/2)] \quad (3)$$

通常取 $\sigma = \pi$, 而 $\mathbf{k} = k_v e^{i\phi_u}$ 则决定了小波基的频段和空间方向。其中 $k_v = k_{\max}/f^v$ 决定了频段, 取 $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$, v 有 0, 1, 2, 3, 4 共 5 种取值, 而 $\phi_u = \pi u/8$ 决定了空间方向。其中 u 有 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 共 8 种取值。因此拓扑图上任一节点的特征矢量的维数是 $5 \times 8 = 40$ 。式(2)中的权值 λ_1 取值为 3×10^{-5} 。

作者所在的课题组建立了一个有 300 个不同的人脸库, 其中每个人有 2~8 幅人脸不等, 共有 1000 幅人脸。每幅人脸图像的大小均为宽 333 像素高 480 像素, 同一人的不同人脸间存在视角、表情、背景、尺度、年龄等多种差异, 典型的库中人脸如图 1 所示。

在做特征脸时, 随机选取其中的 100 人的 350 幅人脸做训练库, 而其余的 200 人的 650 幅人脸做测试库。弹性匹配算法不需要训练库, 只需要测试库, 因此 300 人的 1000 幅人脸都作为测试库。

表 1 可以看到, 在人脸的鲁棒识别中弹性匹配的识别率明显优于特征脸。

表 2 显示了使用关键点信息改进弹性匹配算法时识别率随权值 λ_2 变化的情况。

表 1 特征脸和弹性匹配的识别率比较

Table 1 Comparison of recognition rate between eigenface and elastic matching

Recognition algorithm	Eigenface	Elastic matching
Recognition rate	73%	89%

表 2 改进的弹性匹配算法的识别率随权值 λ_2 的变化

Table 2 Recognition rate changes with λ_2 when using improved elastic matching algorithm

λ_2	0	10^{-5}	5×10^{-5}	10^{-4}	5×10^{-4}	10^{-3}	5×10^{-3}
Recognition rate	89%	91%	94%	94%	93%	91%	86%

从表 2 可看到,当 λ_2 逐渐增大时,识别率先增加后减小,当 λ_2 在 10^{-4} 附近时能获得最高的识别率。这是因为: λ_2 取 0 时,改进算法和经典的弹性匹配方法没有区别;而当 λ_2 过大时,算法则慢慢退化为简单的基于部件关键点位置信息的人脸识别方法。

相对于经典的弹性匹配算法,改进算法的计算量的增加主要是部件关键点的定位,部件关键点定位所用时间很少(在我们的算法中,1000 幅人脸部件定位的总时间小于 0.1 s),相对于弹性匹配的总时间(对 1000 幅人脸要几分钟)完全可以忽略。

总之,弹性匹配算法在人脸的鲁棒识别中具有明显的优势,我们提出的使用关键点信息的改进算法又增加了其在复杂背景应用中的鲁棒性,因此具有更好的应用前景。

参 考 文 献

- 1 R. Bruneui, T. Poggio. Face recognition: feature versus templates [J]. *IEEE Trans. on PAMI*, 1993, **15**(10): 1042~1052
- 2 M. Turk, A. Pentland. Face recognition using eigenfaces [C]. *Proc. of IEEE Conf. on CVPR*, 1991. 586~591
- 3 M. Lades, J. C. Vorbruggen, J. Buhmann *et al.*. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. *IEEE Trans. on Computers*, 1993, **42**(3):300~311
- 4 L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. *IEEE Trans. on PAMI*, 1997, **19**(7):775~779
- 5 M. A. Grudin. Compact Multi-Level Representation of Human Faces for Recognition [D]. Ph. D dissertation, Liverpool John Moores University, Nov. 1997
- 6 C. L. Kotropoulos, A. Tefas, I. Pitas. Frontal face authentication using discriminating grids with morphological feature vectors [J]. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2000, **2**(1):14~26