

频谱脸:一种基于小波变换和 Fourier 变换的人像识别新方法*

赖剑煌¹⁾²⁾ 阮邦志¹⁾ 冯国灿¹⁾²⁾

¹⁾(香港浸会大学计算机系)

²⁾(中山大学数学系, 广州 510275)

摘要 提出了一个基于小波变换和 Fourier 变换的人像识别新方法,它首先对人像作适当层数的二维小波分解,然后对其低频的子图象作 Fourier 变换,从而获得原人像的一个低维空间的表达,该表达是振幅谱位移不变的。在 Yale 和 Olivetti 人像数据库上的实验表明,频谱脸的方法比 PCA 的方法和空间模式匹配法有更佳的识别效果,特别是它能有效地消除因为人像的表情变化和少许遮掩带来的识别误差。

关键词 人像识别 小波变换 Fourier 变换 最小距离分类

0 引言

用机器自动识别人像是一个热门的一个研究领域,它涉及到图象处理、模式识别、计算机视觉和神经网络等。人脸识别主要解决的问题是,给定一个静态或 Video 图象,要求从已有的人脸数据库之中,识别出与该人脸数据匹配的人脸数据。由于人脸识别技术(Face Recognition Technology, FRT)在商业上和法律上有大量应用,如身份证、护照、信用卡、驾驶执照和视控 Video 图象的实时匹配,因此,20 年来,神经物理学家、神经生理学家和工程师们一直在寻找有效识别人像的方法。目前用计算机进行人像识别的方法有两种:一种是根据人像的诸如眼、鼻、嘴和脸庞等局部特征及其关系来识别^[1,3],另一种是利用整个人脸的统计特征来识别^[2,4-6],人像的全局表达已经被证明是一种有效的人像识别方法。在众多的人像的全局表达方法中,主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)的是一个著名的人像识别方法。

1987 年, Sirovich 和 Kirby^[4] 首先提出用 Karhune-Loève 变换来表达人脸,他们的方法是用一组特征向量的加权线性组合来代表人脸,称为特征脸特征(Eigenfaces feature)。Turk 和 Pentland^[5] 进一步提出了 PCA 的方法并建立了人脸识别系统。PCA

存在的一个主要问题是图象越多,识别精确度越低。Swets 和 Weng 提出了更加精确 PCA 方法^[6],他们将 K-L 投影理论和多维可分辨分析结合起来产生一组更加可分辨的识别特征。由于 PCA 的算法复杂度是 $O(d^3)$,其中 d 为图象尺寸大小,现实中很难应用。因此降低其算法复杂度具有特别的意义。Yuen、Dai 和 Feng^[7] 采用小波变换的方法成功地降低了其算法复杂度。所有这些研究在改进 PCA 的应用方面取得了较好的成果,但仍然摆脱不了由于 PCA 采用空间信息进行匹配识别而带来的识别局限。

事实上,PCA 的方法只是从最大信息压缩方向获得图象在低维方向上的信息表达,用信息论的观点来看,就是在所有的正交变换中,K-L 变换所对应的信息熵最小。用 PCA 的方法所提供的识别空间只是原识别空间的一个低维逼近。如果不进行其他特征选择,采用 PCA 方法获得的识别率仅是原识别空间模式匹配识别率的近似。因此任何人像的表情变化(facial expressions)、少许遮掩(occlusion)和倾斜(orientation),都会大大降低 PCA 识别率。PCA 方法只有唯一的好处,就是能够有效降低识别空间的维数。

Nastar 等研究了人脸面容变化及其频谱变化的关系^[8],他们发现人像的表情变化和少许遮掩只影响局部光强度流(Intensity Manifold Locally),如果用频率来表达,只会影响高频谱部分,称为高频现

* 本课题得到香港浸会大学院系研究基金的支持,第一作者部分获得广东省自然科学基金的支持(No. 960033)

收稿日期:1998-12-02;收到修改稿日期:1999-04-13

象(Hight Frequency Phenomenon)。因而,用小波变化的方法滤掉高频信息,采用低频图象的频谱来表达人像将会取得更好的效果。

1 小波变换,多分辨率分析及人像的低维表达

S. Mallat 于 1988 年提出的小波多分辨率分析(Multiresolution Analysis)^[9,10]是图象模式识别的有效工具,它是我们将图象进行低维表达的数学基础。

设 $\{V_m\}_{m \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(\mathbb{R})$ 的一个多分辨率分析(MRA), $\varphi(x)$ 为尺度函数。

由 MRA 得知, $\exists h(n)$, 使得 $\varphi(x)$ 满足双尺度差分方程:

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h(n)\varphi(2x - n) \quad (1)$$

令 $\Psi(x) = \sqrt{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} g(n)\varphi(2x - n) \quad (2)$

其中 $g(n) = (1)^n h(1n)$, 称 $\Psi(x)$ 为小波函数。 $\{\Psi_{m,n}(x) = 2^{-\frac{m}{2}} \Psi(2^{-m} x - n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 所张成的小波子空间 W_m 满足于 $V_{m-1} = V_m \oplus W_m, m \in \mathbb{Z}$ 。

通过多分辨率分析可以构造出一对正交镜像滤波器 H 和 G , 其脉冲响应分别为 $\{h(n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 和 $\{g(n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 。 H 通常称为低通滤波器, G 通常称为高通滤波器。

二维小波可以使用同尺度张量积方法由一维小波推广而来,它在图象处理中具有广泛的应用。在图象处理中通常使用如下与二维小波变换等价的滤波

器运算:

给出平方可和的二维离散人像信号 $\{x_{m,n}\}_{m,n \in \mathbb{Z}} \in l^2$, 令

$$c_{0,m,n} = x_{m,n}, \quad m, n \in \mathbb{Z}$$

则二维图象的小波分解递推公式为:

$$c_{j,m,n} = (H \otimes H)(c_{j+1})_{m,n} = \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} h_{k-2m} h_{l-2n} \quad (3)$$

$$d_{j,m,n}^1 = (H \otimes G)(c_{j+1})_{m,n} = \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} h_{k-2m} g_{l-2n} \quad (4)$$

$$d_{j,m,n}^2 = (G \otimes H)(c_{j+1})_{m,n} = \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} g_{k-2m} h_{l-2n} \quad (5)$$

$$d_{j,m,n}^3 = (G \otimes G)(c_{j+1})_{m,n} = \sum_{k,l} c_{j+1,k,l} g_{k-2m} g_{l-2n} \quad (6)$$

计算上可行的滤波器应该是 FIR 的,即脉冲响应 $\{h(n)\}$ 和 $\{g(n)\}$ 应该是有限项不为零的,使用具有紧支集的正交小波基可以构造这类滤波器。Daubechies 于 1988 年用基于离散滤波器迭代的方法构造了一系列紧支集的规范正交小波基^[11], 它们在实践中获得广泛的应用。

图 1 示意出二维小波分解的过程,原图象信号(如图 1(a)所示)经过一层小波变换分解后,将获得 4 个子带图象(如图 1(b)所示)。若对子带图象 HH 进行小波分解,又可以获得如图 1(c)所示的第二层小波分解图,同理可进行多层小波分解。

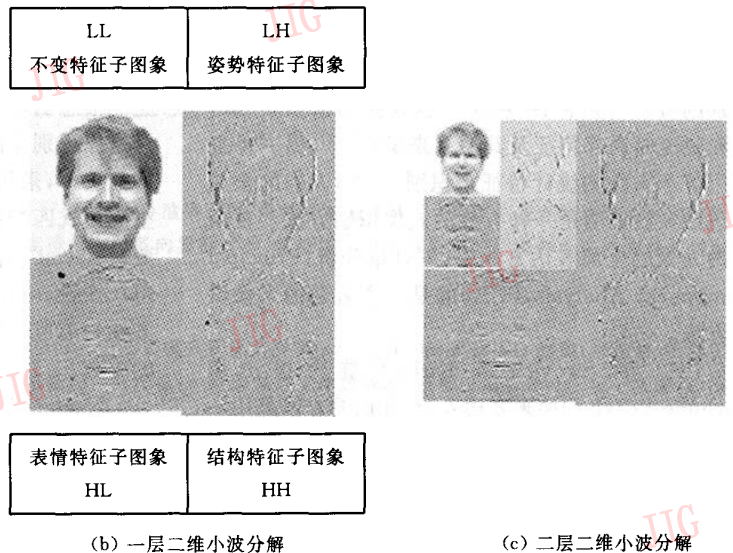


图 1 图象信号小波分解示意图

其中子带图象 LL 保持原图象的低频分量, 为原图象的平滑象; 子带图象 LH 保持了原图象的垂直边缘细节; 子带图象 HL 保持了原图象的水平边缘细节; 子带图象 HH 保持了原图象的斜边缘细节。对于正面人脸识别而言, 由于人的丰富表情主要反映在眼睛和嘴巴上, 而且眼睛和嘴巴的水平特征比垂直特征明显, 因此水平边缘子图象 HL 刻划了人像的表情特征; 人像的轮廓和鼻子的垂直特征比水平特征明显, 它们易受发型和侧脸姿势的影响, 因此垂直边缘子图象 LH 刻划了人像的姿势; 对于刚体模式而言, 斜边缘信息最重要, 因为它代表图象的整体结构特征, 但是人像是非刚体模式, 斜边缘的信息受噪声、表情和姿势的影响较大, 其稳定性最差。适当层次小波变换后的低频子图象刻划了人像的表情 (包括少许遮掩) 和姿势的不变特征, 有较好的稳定性。而且由于作 n 次二维小波分解后, 低频子图象的尺寸仅为原图象的 $1/2^{2n}$, 因而能有效地降维。

2 人像信息的频谱表达

Fourier 变换是传统的而有效的信号分析工具, 人像的频谱表达, 即对通过小波变换分解后的人像低频子图象实施 Fourier 变换。对于二维图象信号 $f(x, y) \in L^2(R^2)$, 其二维 Fourier 变换定义为:

$$I(\mu, \nu) = \mathcal{F}[f(x, y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) e^{-2\pi i(\mu x + \nu y)} dx dy \quad (7)$$

易证, 如果 $f(x, y) \in L^2(R^2)$, 那么 $f(x-a, y-b) \in L^2(R^2)$, 并且

$$\mathcal{F}[f(x-a, y-b)] = e^{-2\pi i(\mu a + \nu b)} \cdot I(\mu, \nu)$$

从而可推出:

$$\begin{aligned} |\mathcal{F}[f(x-a, y-b)]| &= |e^{-2\pi i(\mu a + \nu b)} \cdot I(\mu, \nu)| \\ &= |I(\mu, \nu)| \\ &= |\mathcal{F}[f(x, y)]| \quad (8) \end{aligned}$$

因此, 人像的振幅谱图象是位移不变性, 采用频谱来表达人像, 可以完全消除因空间位置对不准而带来的位移误差, 因而可以获得更好的识别效果。

3 频谱脸的识别方法

针对人像的表情, 少许遮掩和位移问题, 我们借助小波变换和 Fourier 变换的特性, 提出了一种新型的人像特征提取方法, 称为频谱脸, 从而给出频谱脸的识别模式。

3.1 频谱脸 (Spectrofaces) 定义

简单地说, 人像频谱脸特征表达的方法就是: 首先对人像进行降维表达, 即采用某种具有一定光滑度, 紧支和正交的小波函数, 对人像矩阵实施若干层二维小波分解, 并取低频的子带图象作为其低维近似表达, 然后对选择出来的低维特征图象做 Fourier 变换, 以其振幅谱信息作为该人像的特征表达, 简称为频谱脸 (Spectroface)。

3.2 频谱脸的识别模式

一种有效的人像识别方法可以简单归结为: 给定代表一组已知人身份的人像集 (学习集) 和一组未知人身份的人像集 (测试集), 通过分析、判断、归类, 识别出测试集中的每张人像所对应的学习集中人像的身份。其识别过程可以通过图 2 表示。

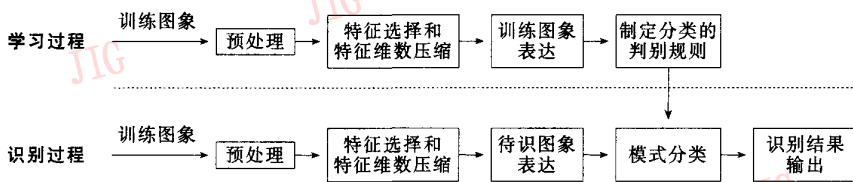


图2 人像识别的一种有效的方法

频谱脸识别方法可以归纳如下:

在训练阶段, 选择每个人具有典型特征的一张人像 X_n (n 代表不同的人), 利用式 (3) 作 m 层小波分解, 获得低频子图象 X'_n ; 对 X'_n 作傅氏变换, 采用其振幅作为图象的频谱表达 S_n , 存入数据库中作为各人的身份识别依据。

在识别阶段, 对待识人像 Y , 利用式 (3) 作 m 层

小波分解, 获得低频子图象 Y' ; 对 Y' 作傅氏变换, 采用其振幅作为图象的频谱表达 Y'' ; 对 Y'' 和 S_n 使用 Euclidean 距离进行最小分类。

3.3 算法复杂度估计

对一个图象作完全小波分解的算法复杂度为 $O(d \times \log d)$, 假设小波分解后的图象的大小为 d' (d'

$< d)$, 作频谱表达的算法复杂度为 $O(d' \times \log d')$, 无论作训练还是作识别, 频谱脸的算法复杂度最高为 $O(d \times \log d)$ 。而 PCA 方法作训练的算法复杂度为 $O(d^3)$, 识别的算法复杂度为 $O(d^2)$ 。

4 频谱脸方法的识别效果

为了说明频谱脸方法的识别效果, 我们选择特征脸方法和空间模式匹配方法(即对人像不作任何变换, 直接分类)与之比较, 并且选择了 Yale 人像数据库和 Olivetti 人像数据库两个标准数据库进行实验, 这两个数据库代表了具有不同表情、少许遮掩和

少许尺度变换的正面人像数据库。

4.1 标准人像数据库

在 Yale 人像数据库中, 如果不考虑光照很差的左光照像和右光照像, 共有 135 张人像(15 人, 每人 9 个不同表情的像), 全部图象为正面像, 空间位置相对不变, 几乎没有旋转变化, 少数图象有尺度变化, 光照的强度有少许改变, 而表情丰富。如图 3 所示。

在 Olivetti 人像数据库中, 共有 400 张像(40 人, 每人 10 张像), 大多数像的空间位置, 光照方向和强度都差不多, 但有少许表情、姿势(正脸、左侧脸、右侧脸、抬头、低头)、尺度、旋转的变化。如图 4 所示。

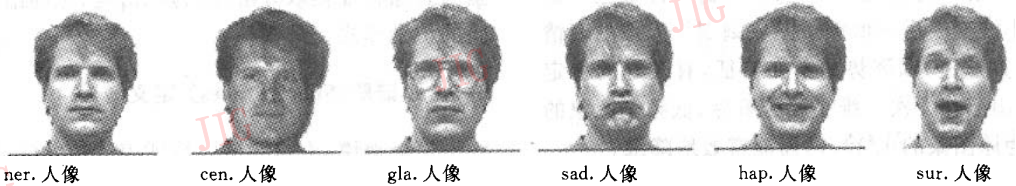


图 3 Yale 人像数据库中一个人的各种变化像



图 4 Olivetti 人像数据库中一个人的部分变化像

4.2 实验操作及其识别效果

频谱脸方法, 特征脸方法和空间模式匹配方法分别被用于 Yale 人像数据库和 Olivetti 人像数据库进行实验。在 Yale 人像数据库上, 所有方法都采用具有正常表情的 nor. 人像(共 15 张人像)进行训练, 构造人像特征数据库, 并且用剩下的人像(共 120 张人像)作为待识图象进行识别处理。在 Olivetti 人像数据库上, 所有方法都采用每个人的第一人像(共 40 张人像)进行训练, 构造人像特征数据库, 并且用剩下的人像(共 360 张人像)作为待识图象进行识别处理。所有识别方法都使用 Euclidean 距离进行最小距离分类。

表 1 和表 2 分别列出了在这两数据库上的实验结果。其中, 频谱脸的方法采用 Daubechies 小波 D4 进行了二层图象分解。

实验表明: 频谱脸的识别效果较特征脸的方法和模式匹配法都要好, 即使是在识别条件较差的 Olivetti 数据库上, 仍能保持较好的识别效果。特别是对于(Yale 人像数据库上)不同表情和少许遮掩人像的识别, 频谱脸的方法具有极好的识别效果。

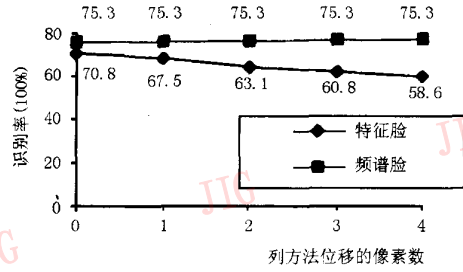
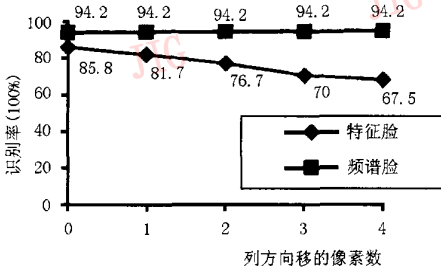
而且, PCA 方法无法克服因为人脸在图象中位置的不同带来的识别误差, 位移越大, 识别误差越大。这个问题在频谱空间上可以得到圆满的解决, 式(8)确保振幅谱图象的位移不变性。图 5 给出了该结果。其中, 横坐标反映训练图象与识别图象相差像素列数。

表 1 Yale 人像数据库上的识别结果

	模式匹配	特征脸	频谱脸
识别率	86.67%	85.83%	94.17%

表 2 Olivetti 人像数据库上的识别结果

	模式匹配	特征脸	频谱脸
识别率	73.33%	70.83%	75.28%



(a) Yale 数据库

(b) Olivetti 数据库

图 5 位移对识别效果的影响

4.3 实验操作的中间结果

在对人像作三层小波分解,并根据 4.2 节所述训练和识别方法操作的情况下,如果按人分类人像,那么 Yale 数据库中,同类人像间的平均 Euclidean 距离为 4.29,不同类人像间的平均距离为 11.37。而

Olivetti 数据库中,同类人像间的平均距离为 3.31,不同类人像间的平均距离为 6.41。表 3 列出 Yale 中,采用 nor. 人像做标准表达,采用表情变化最大的 sur. 人像做识别的 Euclidean 距离,其中对角线标出同类人像距离,其他为非同类人像距离。

表 3 Yale 数据库中前七个人的 nor. 人像与 sur. 人像的距离

	nor. 1	nor. 2	nor. 3	nor. 4	nor. 5	nor. 6	nor. 7
sur. 1	4.57	10.97	11.09	12.18	9.65	10.93	13.97
sur. 2	10.48	5.64	10.75	10.26	10.88	10.21	9.98
sur. 3	11.06	11.51	6.30	11.39	12.31	10.09	11.37
sur. 4	12.71	10.98	11.11	3.87	13.25	10.71	10.02
sur. 5	10.50	11.84	11.97	12.09	4.18	12.41	13.27
sur. 6	11.89	11.23	11.45	10.76	13.54	5.19	12.83
sur. 7	13.87	8.93	9.18	9.76	11.67	11.95	5.42

5 降维处理的最佳选择

频谱脸的方法采用二维小波变换对人像进行分解,用低频子图作为原图象的表达,可以平滑同一个人因表情变化和少许的遮掩带来的空间信息的差异,并达到了降维的效果。然而,过度层数的小波分

解必然会模糊不同人的脸部特征。适当层数小波变换的选择对频谱脸方法是重要的。

Harmon^[12]曾指出 16×16 的图象对于人像识别是最基本的。图 6 和图 7 在 Yale 人像数据库上的实验也表明最佳小波分解的层数与图象的尺寸有关。在 Olivetti 库上也有类似的结果。

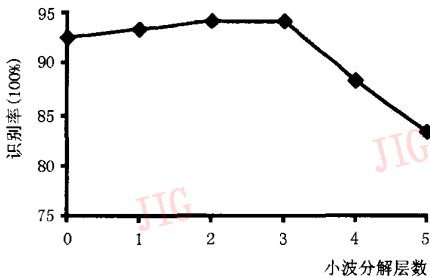


图 6 128×128 Yale 数据库上小波分解层对识别效果的影响

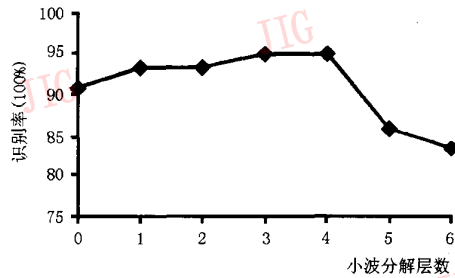


图 7 256×256 Yale 数据库上小波分解层对识别效果的影响

实验表明:①作适当的小波分解,比不作小波分解有较好的识别效果,而且对于表情变化和少许遮掩的识别问题,有极好的识别效果。②分解后的低频子图象为 16×16 的分解层为最低有效识别分解层,低频子图象的尺寸小于 16×16 后,分解的层数越大,识别效果越坏。③对于一般的图象数据库,分解后的低频子图象为 32×32 的分解层有最佳的识别效果。

6 结论

本文提出了一个基于小波变换和 Fourier 变换的人像识别新方法,这是一种并非采用人像的统计性质来识别的新方法。它首先对人像作适当层数的二维小波分解,然后对其低频的子图象作 Fourier 变换,从而获得原人像的一个低维空间的表达,该表达是位移不变的。实验表明,频谱脸的方法比 PCA 的方法有较佳的识别效果,特别是它能有效地消除因为人像的表情变化和少许遮掩带来的识别误差。并且具有较低的算法复杂度 $O(d * \log d)$ 。

最近我们又对频谱脸方法作了扩展,进一步采用不变矩的方法提取了人像的伸缩和旋转的不变特征,并通过聚类表达的方法,解决了少许姿势和光照条件的变化问题,将另文发表。

致谢 作者对邓东皋教授的悉心指导表示诚挚的谢意。本文的灵感来自于戴道清博士等工作,作者对戴道清博士的热情帮助表示感谢。

参考文献

- 1 Chellappa R, Wilson C L, Sirohey S. Human and machines recognition of faces: A survey. In: Proceeding of the IEEE, 1995, 83



阮邦志 香港浸会大学副教授, 1989年获香港理工大学电子工程学士学位, 1993年获香港大学电气与电子工程博士学位。主要研究方向为计算机视觉, 图象分析, 人像识别和模式识别。

(5): 705~740.

- 2 Samal A, Lyengar P A. Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: A survey. Pattern Recognition, 1992, 25(1):65~77.
- 3 Lam K M, Yan H. An Analytic-to-Holistic approach for face recognition based on a single frontal view. IEEE Trans Pattern Anal and Mach Intell, 1998, 20(7):673~686.
- 4 Sirovich L, Kirby M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. J of Opt Soc Amer A, 1987, 4(3):519~524.
- 5 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1):71~86.
- 6 Swets D L, Weng J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval. IEEE Trans Pattern Anal and Mach Intell, 1996, 18(8):831~836.
- 7 Yuen P C, Dai D Q, Feng G C. Wavelet-based PCA for human face recognition. In: Proceeding of IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 1998, pp. 223~228.
- 8 Nastar C, Ayache N. Frequency-based non-rigid motion analysis. IEEE Trans Pattern Anal and Mach Intell, 1996, 18(11):1067~1079.
- 9 Mallat S. A theory of multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Trans PAMI, 1989, 11:674~693.
- 10 邓东皋, 彭立中. 小波分析. 数学进展, 1991, 20(3):294~310.
- 11 Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. Comm Pure Appl Math, 1988, 41:909~996.
- 12 Harmon L. The recognition of faces. Scientific American, 1973, 229:71~82.



赖剑煌 中山大学数计学院副教授, 1989年在中山大学数学系获理学硕士学位, 1999年在中山大学数计学院获理学博士学位。主要研究方向为小波分析, 自动人像识别, 图象压缩, 模式识别和图象处理。



冯国灿 1988年毕业于中山大学生物数学专业, 获硕士学位, 并留校数学系任教, 讲师。目前正在香港浸会大学计算机系进修博士学位课程。主要研究兴趣有模式识别, 计算机视觉, 自动人像识别和图象合成技术。

Spectroface: A Wavelet-Based and Fourier-Based Approach for Human Face Recognition

Lai Jianhuang¹⁾²⁾, Yuen P C¹⁾ and Feng Guocan¹⁾²⁾

¹⁾(Department of Computer Science, Hong Kong Baptist University, Hong Kong, P. R. China)

²⁾(Department of Mathematics, Zhongshan University, Guangzhou 510275)

Abstract This paper presents a new face recognition method in Fourier domain. The proposed method combines the Fourier transform and the wavelet transform for face recognition. Yale and Olivetti face image databases are selected to evaluate the proposed method. The results show that the proposed method gives higher accuracy than PCA method and template matching in spatial domain. Spectroface is extremely effective for eliminating the errors that bring from different expressions and small occlusion.

Keywords Face recognition, Fourier transform, Wavelet transform, Minimum distance classifier

(上接第 810 页)

• 脱离 CPU 的独立宣言

著名的摩尔定律指出,每隔 18 个月 CPU 的性能将增长 2 倍。而如今,同样的时间里 3D 渲染性能将增长 8 倍!显然,CPU 性能的增长不再能与之同步。因此,赶紧从 CPU 中独立出来吧,拥有一块 3D Blaster GeForce,您就拥有了 GeForce 256——迄今为止全球第一枚 GPU。无论是您超频使用最新的 Pentium III 处理器,还是仍在用“老”的 Pentium II 处理器,您都将得到更优异的性能和图象质量,体验到最酷的游戏和最热门的技术带给您的全新享受。

• Creative 精心设计及制造

3D Blaster GeForce 图形加速卡由世界一流的工程和制造厂商 CREATIVE 设计和制造。从散热设计的 PCB(印刷电路板)到高品质的元器件,我们对每一个环节都做到精益求精。

捆绑软件

• InterVideo WinDVD: InterVideo 的 WinDVD 播放器是一个在 PC 上使用的软件 DVD 解压软件。有了 WinDVD,您只要通过 DVD-ROM 驱动器即可在 PC 上播放 DVD 影片、交互式 DVD 软件、MPEG 视频文件和 VCD,而不再需要购置昂贵的硬件解压卡。

• Colorific 和 3Deep: E-Color Ltd. 的 Colorific 可令屏幕上的色彩更加近乎完美。它可根据您的房间特有的灯光条件,对 3D Blaster GeForce 生成的图象进行相应的调整,使白色变得更白,色彩显得更亮,而且打印出来的色彩与屏幕上显示的完全吻合。启动它仅需短短的几秒钟,而使用起来更是简便快捷。

3Deep 结合 Colorific 技术,允许游戏开发人员为显示器自动设置精确 gamma 值,从而使每个游戏达到您希望的效果。从现在起,您可以尽情享受完美无瑕的色彩带给您淋漓尽致的 3D 游戏体验。

最低系统要求

- IBM PC 或 100% 兼容机
- Intel Pentium II、Pentium III 或 AMDK6、K6/3Dnow
- 一个空闲的 AGP1.0 或 2.0 插槽
- CD-ROM 驱动器
- 32MB 系统内存
- 35MB 可用磁盘空间
- Microsoft Windows 95(OSR2 版,即已安装支持 USB 的补丁程序)、Windows 98 或 Windows NT 4.0
- 支持标准 VGA 和多重频率的显示器,包括 MAG Innvision、NEC、Sony、Viewsonic 和其他品牌
- 播放 DVD 节目需要使用 DVD-ROM 驱动器

通过 FCC Class B 和 CE 认证,适于家庭使用。