

一种基于小波系数区域特征的图像融合算法

周志光¹ 王相海^{1,2}

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)¹

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)²

摘要 分析并统计了图像经小波变换后低频子带系数的区域特性和各高频子带系数的方向区域特性,并据此提出了一种新的基于小波系数区域特征的图像融合方法。对于低频子带的每个系数,根据其区域相关性,采用区域方差的融合规则,确定低频融合系数;对于各高频子带的每个系数,根据其所在子带的方向特征,采用方向区域能量的融合规则,进而确定高频融合系数。对多聚焦图像和医学图像进行了融合仿真实验,并用信息熵和平均梯度对融合结果进行了客观的评价。实验结果表明,基于小波系数方向特征的图像融合算法要优于传统的融合算法,具有一定的实用性。

关键词 图像融合,提升小波变换,方向特征,方向能量

中图分类号 TP391.7

Image Fusion Algorithm Based on the Neighboring Relation of Wavelet Coefficients

ZHOU Zhi-guang¹ WANG Xiang-hai^{1,2}

(College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)¹

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)²

Abstract The neighboring relation of low-frequency wavelet coefficients and the directional characteristic of the high-frequency coefficients was discussed and analyzed, then, a novel algorithm of image fusion based on the directional correlation of wavelet coefficients was proposed. At first, for every coefficient of the low-frequency, the algorithm of this paper made out the fusing coefficient by using the variance. Then, for every coefficient of the high-frequency, the algorithm of this paper made out the fusing coefficient by using the directional energy in the different directional high-frequency region. At last, the fused image was obtained through the reversely lifting wavelet transformation. Entropy and Average grads were used to judge the results of the proposed algorithms. Experimental results show that the proposed method is more outstanding than the conventional methods, and it has some application value.

Keywords Image fusion, Lifting wavelet transformation, Directional characteristic, Directional energy

1 引言

图像融合作为一门综合了传感器、信号处理、图像处理和人工智能等技术的新兴学科,其应用领域遍及机场导航、对地观测、智能交通、地理信息系统、安全监控、医疗诊断等众多领域,并日益为众多研究者所关注^[1-3]。它把对同一目标或场景经不同传感器获得的不同图像,或者经同一传感器通过不同的成像方式或在不同时间获得的不同图像,融合成一幅图像的过程,使新获得的图像更适合视觉感知或计算机处理。图像融合通常可分为像素级、特征级、决策级3个层次^[4,5],其中像素级融合作为直接作用于图像像素点的最底层融合,是当前的研究热点。本文对基于小波的像素级图像融合算法进行研究。目前比较典型的基于小波的图像融合方法有两种,即基于加权平均的图像融合方法^[6]和基于系数区域能量的图像融合方法^[7]。前者通过对小波变换后的低频子带系数和高频

子带系数进行加权,得出融合系数。该方法简单直观、适合实时处理,但是不足之处在于:该方法只是将待融合系数进行孤立的加权处理,忽略了相邻小波系数间的区域相关性,进而导致融合精度的降低;后者对于待融合图像的低频子带小波系数采用加权平均的融合规则,而对于高频子带系数,则采用八邻域的能量衡量其区域相关性,从而自适应地确定融合系数。该方法具有较强地捕捉高频子带边缘系数的能力,取得了较好的融合效果,然而这种方法尚存在两点不足:(1)对低频子带系数依旧采用简单的加权平均规则,从而影响了融合图像的清晰度和信息熵,降低了图像对比度。事实上,由于小波的低频系数集中了原图像的大部分能量,决定了图像的概貌。我们通过大量实验发现,图像经小波变换后的低频系数依然保留了空间域图像的区域相关性,因而合理选择低频系数的融合规则和算子势必会提高图像的融合效果;(2)该方法对所有高频子带的待融合系数均采用八邻域能量作为区域相关性

到稿日期:2008-06-26 本文受辽宁省自然科学基金项目(20072156),辽宁省教育厅科学技术研究项目(20060486)和南京邮电学院图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金(ZK207008)资助。

周志光 男,硕士研究生,研究方向为图像融合技术;王相海 男,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为CG、CAGD、多媒体信息处理。

的衡量标准。然而事实上,图像小波变换各个高频子带的系数分布呈现出明显的方向特征。这样,对于高频子带,在计算某个待融合系数的八邻域能量时,如果对于沿着不同方向的邻域系数采用具有一定自适应特性的权重系数,势必会因充分利用小波变换对纹理方向的捕获能力而提高图像的融合精度。

基于上述分析,本文提出一种新的基于小波系数区域特征的图像融合方法。该方法对于每个低频系数,以其八邻域方差作为区域相关性的衡量标准,选取区域方差较大的待融合系数作为融合后的系数。由于利用了待融合系数的区域相关特性,与传统的加权平均融合规则相比,所提出的规则能更准确、有效地确定融合系数;对于每个高频系数,该方法根据其所在子带的方向特征,以方向区域能量作为区域相关性的衡量标准来确定融合系数。相对于传统的区域能量的图像融合规则,本文所提出的方向区域能量融合规则有助于获得纹理更丰富、视觉质量更高的融合图像。实验结果表明,与传统的图像融合算法相比,本文算法在融合图像的信息熵和清晰度^[8,9]等方面均有一定程度的提高。

本文第2节对图像小波变换后低频子带的区域相关性和高频子带的方向区域相关性进行了统计分析;第3节对低频子带和低频子带的融合规则进行了研究,提出了基于区域方差的低频子带融合规则和基于方向区域能量的高频子带融合规则;第4节给出了本文的图像融合算法;第5节对本文图像融合算法进行了实验,并与传统的融合方法进行了比较;最后对全文进行了总结。

2 小波系数区域特性的分析和讨论

2.1 图像的提升小波变换

图像经提升方案小波^[10-12]分解后,分别得到了方向性并不明显的低频子带和方向性各异的高频子带,如图1所示。其中 LL_k 表示图像中的低频分量(k 表示图像的小波分解层数,本文选择 $k=3$,以下同)。 HL_1, HL_2, \dots, HL_k 表示在不同的分辨率下,图像中垂直方向的边缘和细节分量; LH_1, LH_2, \dots, LH_k 和 HH_1, HH_2, \dots, HH_k 分别表示在不同分辨率下,图像中水平方向和对角线方向的边缘和细节分量。

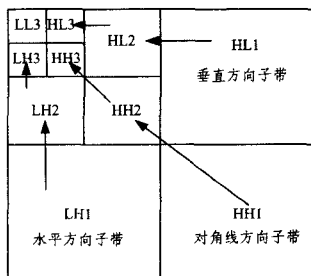


图1 图像三层小波分解示意图

2.2 低频子带的区域特性统计

空间域图像相邻像素点之间存在较大的区域相关性,而图像经小波变换后,低频子带维持了原图像的基本轮廓,因此图像经小波变换后,低频子带相邻系数之间也将保留空间域的区域相关特性。为了验证该结论的正确性,我们以方差作为区域相关性的衡量标准,以初始Lena图像和聚焦点在左右两侧的Lenaleft图像、Lenaright图像为例(如图2所示),进行了如下的统计工作。

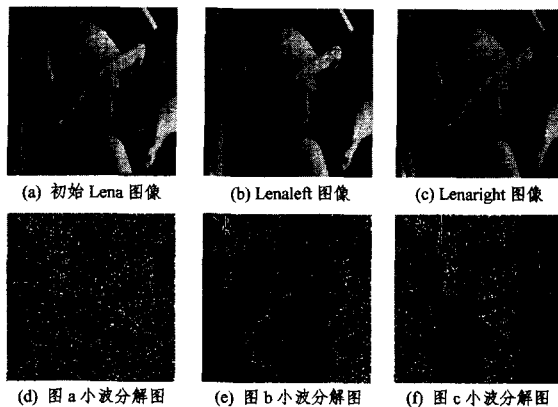


图2 实验图像及其小波分解示意图

从图2a~2c可以明显看出,Lena图像整体比较清晰,聚焦点在图像左侧的Lenaleft图像左半部分比较模糊,聚焦点在图像右侧的Lenaleft图像右半部分比较模糊。图2d~2f分别为图2a~2c小波变换示意图,由于图像经 N 层提升小波变换之后,低频子带已经不够清晰,我们不能通过视觉直接判断出低频子带系数与其相邻系数间是否保留了空间域的区域相关性,因此,我们采用方差作为区域相关性的衡量标准,对低频系数的区域相关性进行了统计,并和空间域的区域相关性进行了对比,具体的判断过程如下:

Step1 遍历图2a和图2b左半侧对应位置的像素点,计算其 3×3 区域方差进行比较并统计;

Step2 遍历图2a和图2c右半侧对应位置的像素点,计算其 3×3 区域方差进行比较并统计;

Step3 遍历图2d和2e中低频子带左半侧对应位置的系数,计算 3×3 区域方差进行比较并统计;

Step4 遍历图2d和2f中低频子带右半侧对应位置的系数,计算 3×3 区域方差进行比较并统计。

通过比较Step1~Step4所获得的统计结果,获得如表1所列的统计结果。

表1 图像提升小波变换低频系数区域相关性统计

image	空间/ 小波域	m	n	Rate	
				$m/(m+n)$	$n/(m+n)$
Lena-	空间域	26634	5370	83.2%	16.8%
	小波域	417	3	99.2%	0.8%
Lena-	空间域	27011	4993	84.3%	15.7%
	小波域	399	21	95.0%	5.0%

表1中, m 和 n 分别表示 3×3 区域方差比较小的和比较大的系数之和,Rate表示 m 和 n 占有所有参与实验的系数 $m+n$ 的比例。

通过表1的统计结果可知,空间Lenaleft图像的左半侧系数的 3×3 区域方差较小的居多,即相关性较强居多,当其进行小波变换后,低频子带的左半侧系数的 3×3 区域方差较小的也居多,即相关性较强的居多,Lenaright图像亦是如此,即图像经小波变换后,低频子带相邻系数之间还保留了原图像的区域相关特性。

2.3 各高频子带系数的方向特性统计

为了考察图像小波变换各个高频子带的方向特性,我们在文献[13]中对大小为 256×256 像素的Baboon, Women, Fish-boat, Lena和大小为 512×512 像素的Clock 5幅标准测

试图像进行了提升小波变换,并以方差为区域相关性的衡量标准(即若方向区域方差大于八邻域方差,表明方向区域相关性较弱,反之,方向区域相关性较强),对小波变换后的每个高频系数来比较其区域相关性,其中,方向区域相关性强的系数总和为 a ,八邻域相关性强的系数总和为 b ,统计结果如表 2 所列。

表 2 图像提升小波变换高频系数方向相关性统计^[13]

Image	a	b	Rate	
			a/(a+b)	b/(a+b)
Baboon	44021	5807	88.3%	11.7%
Clock	118110	50447	70.7%	29.3%
Fish-boat	40191	9507	80.9%	19.1%
Lena	41614	8214	83.5%	16.5%
Women	38888	10696	78.4%	21.6%

表 2 的统计结果表明,图像经小波变换后,各个高频子带系数按照其所在方向的区域相关性强的系数比例维持在 70.7%~88.3%,而八邻域系数相关性强的系数比例只维持在 11.7%~29.3%。可见,图像经提升小波变换后,高频子带 $HL_1, HL_2, HL_3, LH_1, LH_2, LH_3$ 和 HH_1, HH_2, HH_3 系数方向区域相关性明显要强于其八邻域的区域相关性。

3 图像融合规则及融合算子

结合上述低频子带的区域相关特性和各高频子带方向区域相关特性,我们提出如下的子带融合规则。

3.1 低频子带的融合规则

图像经小波变换后,低频子带系数集中了初始图像的大部分能量,基本维持了原图像的总形状,同时由 2.2 节的统计分析可以看出,低频子带系数与其相邻系数之间保留了原图像的区域相关性,故为了更好地运用图像经小波变换后低频子带的区域相关特性,我们提出如下基于区域方差的融合规则:

Step1 遍历低频子带中每一个位置 (x, y) , 计算以 (x, y) 为中心的八邻域均值 $\mu_k(x, y)$ ($k=1, 2$, 分别表示待融合的两个子带, 下同), 即:

$$\mu_k(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 f_k(m, n) \quad (1)$$

其中, $f_k(m, n)$ 表示第 k 个图像 (m, n) 处的系数值, 以下同。

Step2 遍历低频子带中每一个位置 (x, y) , 计算以 (x, y) 为中心的八邻域的方差 $\sigma_k^2(x, y)$ 即:

$$\sigma_k^2(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 (f_k(m, n) - \mu_k(x, y))^2 \quad (2)$$

Step3 计算位置 (x, y) 处的融合系数 $f(x, y)$, 按式(4)计算:

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y) & \text{if } \sigma_1^2(x, y) > \sigma_2^2(x, y) \\ f_2(x, y) & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

Step4 按照上述步骤, 遍历低频子带所有系数点, 最终获得融合后的低频子带系数。

3.2 高频子带的融合规则

图像经小波变换后的各高频子带系数包含了图像的细节和边缘分量, 且各个高频子带系数的分布呈现出明显的方向特征。由 2.3 节的统计结果可知, 对于垂直方向的子带 HL_1, HL_2, \dots, HL_k , 其子带内的系数总体上垂直方向区域的相关性, 同样, 方向子带 LH_1, LH_2, \dots, LH_k 和 $HH_1, HH_2,$

\dots, HH_k 则总体上分别满足水平方向和对角线区域的相关性。据此, 我们提出如下基于方向区域能量的高频子带融合规则, 即:

Step1 对于高频子带的每一个内部位置 (x, y) , 按垂直、水平和对角线子带的不同, 我们考虑如图 3a-3c 所示的方向模板中阴影区域的相关性, 其中黑色区域表示待融合系数(即 (x, y) 位置系数), 灰色区域表示参与融合的系数。

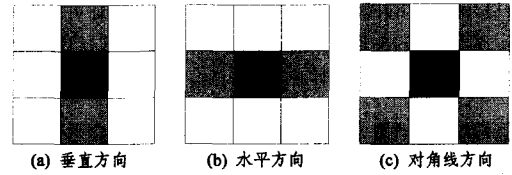


图 3 不同方向模板 α

按式(4)计算以 (x, y) 为中心的对应该方向模板 α (如图 3 所示) 阴影部分的方向区域的能量 $E_k(x, y)$:

$$E_k(x, y) = \sum_{f_k(i, j) \in \alpha} (f_k(i, j))^2 \quad (4)$$

Step2 计算两幅图像以 (x, y) 为中心对应区域的匹配度 $M(x, y)$, 即

$$M(x, y) = \frac{2 * \sum_{f_k(i, j) \in \alpha} (f_1(i, j) * f_2(i, j))}{E_1(x, y) + E_2(x, y)} \quad (5)$$

Step3 确定融合算子, 设定一匹配度阈值 α , 即若 $M(x, y) < \alpha$, 则

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y) & \text{if } E_1 > E_2 \\ f_2(x, y) & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

若 $M(x, y) \geq \alpha$, 则

$$f(x, y) = \begin{cases} w_{\max} * f_1(x, y) + w_{\min} * f_2(x, y) & \text{if } E_1 > E_2 \\ w_{\min} * f_1(x, y) + w_{\max} * f_2(x, y) & \text{others} \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} w_{\min} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1-M(x, y)}{1-\alpha} \right) \\ w_{\max} = 1 - w_{\min} \end{cases}$$

按照上述步骤, 遍历不同方向高频子带的所有系数点, 最终获得融合后的高频子带系数。

4 本文的图像融合算法

本文所提出的基于小波系数区域特征的图像融合算法的具体实现过程如下:

Step1 将两幅待融合的图像分别进行 N 层提升方案小波变换, 获得低频子带 $LL_1^{(k)}$ 和高频子带 $LH_1^{(k)}, LH_2^{(k)}, \dots, LH_N^{(k)}$ (水平方向)、 $HL_1^{(k)}, HL_2^{(k)}, \dots, HL_N^{(k)}$ (垂直方向)、 $HH_1^{(k)}, HH_2^{(k)}, \dots, HH_N^{(k)}$ (对角线方向), 其中 $k=1, 2$ 分别表示两幅不同的融合图像;

Step2 对低频子带 $LL_1^{(k)}$, 遍历子带中的所有系数, 对每一位置 (x, y) , 则利用式(3)计算两个低频子带以 (x, y) 为中心的八邻域的方差 $\sigma_1^2(x, y), \sigma_2^2(x, y)$; 进而利用式(4)确定 (x, y) 处的融合系数 $f(x, y)$;

Step3 分别遍历各个方向高频子带, 对不同方向的高频子带的每一位置 (x, y) , 按照 3.2 节所述的过程计算待融合系数的区域能量和匹配度, 进而利用公式确定 (x, y) 处的融合系数 $f(x, y)$;

Step4 对融合后的低频和各高频子带系数进行提升方

案小波的逆变换,进而获得融合后的图像。

5 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性,我们采用聚焦点不同的两幅 Lena(256×256)标准图像和 Clock(512×512)标准图像及医学 CT 图像和 MR 图像进行了仿真实验,并与传统的空间域加权平均融合算法、基于小波加权平均的图像融合算法、基于小波区域能量的图像融合算法进行比较。图 4—图 6 分别是 Lena 图像、Clock 图像和医学图像的本文算法与传统算法的融合比较结果。

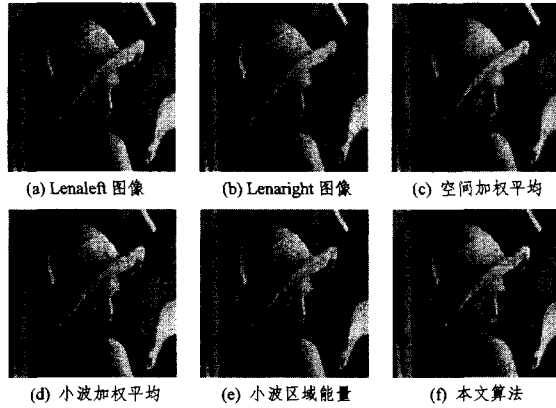


图 4 本文算法与传统算法的 Lena 图像融合结果比较

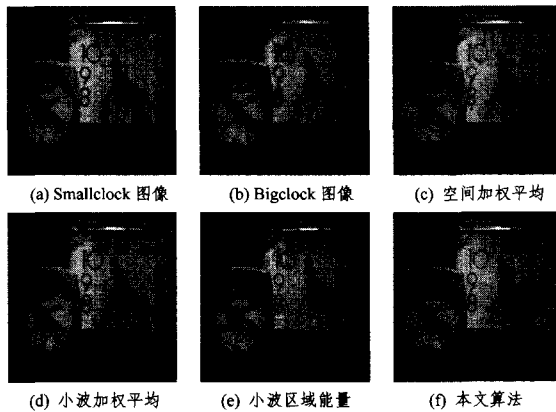


图 5 本文算法与传统算法的 Clock 图像融合结果比较

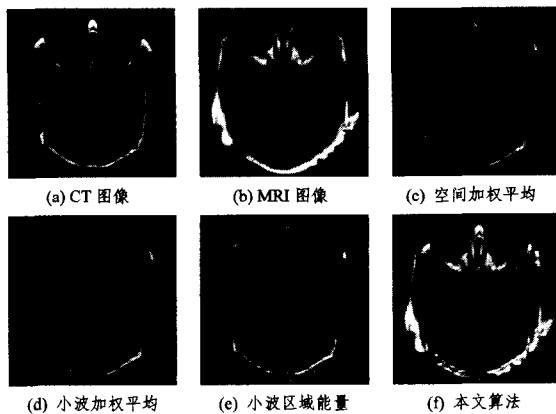


图 6 本文算法与传统算法的医学图像融合结果比较

图 4a、图 4b 分别为聚焦点位于左右两侧的 Lena 初始图像,图 5a、图 5b 分别为聚焦点位于小闹钟和大闹钟上的 Clock 初始图像,图 6a、图 6b 分别给出了医学中常见的 CT 图

像和 MRI 图像。CT 只能辨别有密度差的组织,对软组织分辨力不高;而 MRI 对软组织有较好的分辨力,而医学图像融合有助于医生更全面的观察病人的病情,对医学研究有重要的作用。图 4c—图 4f、图 5c—图 5f 和图 6c—图 6f 分别给出了空间域加权平均融合算法、小波域加权平均融合算法、小波域区域能量融合算法、本文算法的融合实验结果。可以看出,本文算法的实验结果相对于传统的图像融合算法的实验结果对比度更强、纹理更加清晰。

为了进一步对上述图像融合算法的性能给出客观的评价,本文引入了信息熵(Entropy)和清晰度作为融合结果的客观评价标准,其评价结果如表 3 所列。由表 3 可以看出,无论是信息熵还是清晰度,本文所提出的图像融合方法较传统方法均有所提高,特别对医学图像图像具有更好的融合效果。

表 3 图像融合结果的定量分析

图像	评价尺度	加权平均 (空间域)	加权平均 (小波域)	区域能量 (小波域)	本文算法 (小波域)
Lena	信息熵	7.4984	7.4992	7.5364	7.5526
	清晰度	2.9608	2.9699	3.6009	3.6166
Clock	信息熵	7.2501	7.2504	7.3071	7.3116
	清晰度	1.5709	1.5948	2.1525	2.1738
CT&MRI	信息熵	5.9087	5.9277	6.1675	6.9502
	清晰度	2.0907	2.1107	2.9349	3.2680

结束语 本文提出了一种基于小波系数区域特征的图像融合新算法。首先,由于图像经小波变换后的低频子带系数反映了图像的大致轮廓,集中了初始图像的大部分能量,而且保留了初始图像的区域特性,因此,我们通过计算其八邻域方差来确定低频融合系数。相对于传统的加权平均融合规则,该规则能够更真实、准确地反映初始图像的轮廓。其次,图像经小波变换后,各个高频子带系数反映了图像的细节和边缘分量,且高频系数的分布具有明显的方向特征,因此,我们采用一系列具有明显方向特征的模板,通过计算方向模板所界定的方向区域能量作为区域相关性的衡量标准,进而确定高频融合系数。相对于传统的八邻域能量融合规则,该规则在确定高频融合系数的过程中,参与的系数更为重要、显著,进而提高了融合的精度,而且由于参与的相邻系数减少,降低了融合的复杂度。最后,我们将这一算法分别应用于多聚焦图像融合和医学图像融合。通过仿真实验的结果可以得出,基于小波系数区域特征的图像融合算法融合效果更好,具有较好的实用性。

参考文献

- [1] De I, Chanda B. A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelets[J]. Signal Processing, 2006, 86: 924-936
- [2] Otazu X, Gonzalez-Audicana M, Fors O, et al. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(10): 2376-2385
- [3] Li Ming, Wu Shunjun. A new image fusion algorithm based on wavelet transform[C]// Proc. of 5th International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. IEEE, 2003
- [4] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets[J]. Information

[5] Kor S,Umarshanker. Feature level fusion of multimodal medical images in lifting wavelet transform domain[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 1479-1482

[6] 晁锐,张科,李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 电子学报,2004,32(5):750-753

[7] Yang Liu, Guo Baolong, Ni Wei. Multifocus image fusion algorithm based on contourlet decomposition and region statistics [J]//Fourth International Conference on Image and Graphics. IEEE,2007,135:707-712

[8] 胡良梅,高隽,柯柯峰. 图像融合质量评价方法的研究[J]. 电子学报,2004,32(12):218-221

[9] 洗广铭,王知衍,洗广淋. 小波融合图像效果的因子分析评价方法[J]. 计算机科学,2006,33(8):218-220

[10] Ramesh C,Ranjith T. Fusion Performance Measures and a Lifting Wavelet Transform based algorithm for Image Fusion. ISIF,2002:317-320

[11] 李玲玲,丁明跃,周成平,等. 一种基于提升小波变换的快速图像融合方法[J]. 小型微型计算机系统,2005,26(4):667-670

[12] Sweldens W. The lifting Scheme;a construction of second generation wavelets[R]. Industrial Mathematics Initiative, Department of mathematics, University of South Carolina, 1995

[13] 王相海,周志光. 基于小波系数方向特性的图像融合新算法[J]. 吉林师范大学学报:自然科学版,2008,29(3):37-42

(上接第 253 页)

个不同规模大小,比较不同方法的性能。具体的实验结果如图 4,图 5 和表 2,表 3 所示。

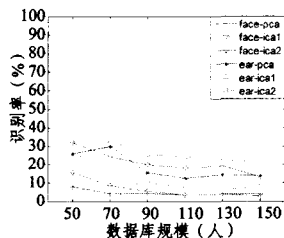
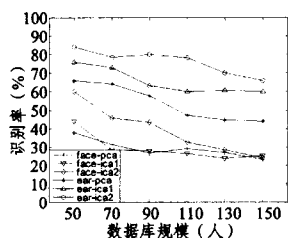


图 4 旋转 15°时单模态单特征 图 5 旋转 30°时单模态单特征
识别率 识别率

表 2 旋转 15°时不同融合组合识别率

	耳	脸	ICA1	ICA2	多模态
50	94%	84%	92%	98%	100%
70	92.9%	75.7%	90%	97%	98.6%
90	93.3%	72.2%	91%	94.4%	98.9%
110	90%	74.5%	90%	90%	98.2%
130	89.2%	70%	88.5%	87%	96.2%
150	88%	67.3%	90%	81%	95.3%

表 3 旋转 30°时不同融合组合识别率

	耳	脸	ICA1	ICA2	多模态
50	56%	32%	63.3%	50%	66%
70	50%	27.1%	51.4%	41.4%	54.3%
90	45.6%	18.9%	42.2%	40%	55.6%
110	47.3%	18.2%	44.5%	30.9%	49.1%
130	43.8%	14.6%	41.5%	33.1%	51.5%
150	40%	14%	38%	26%	46.7%

注:“耳/脸”表示人耳/人脸单模态 ICA1 和 ICA2 两种特征的融合,“ICA1/ICA2”表示 ICA1/ICA2 单特征的两生物模态的融合,“多模态”表示两种模态两种 ICA 特征的融合

从图 4 和图 5 中可以看到,当图像有姿态旋转时,PCA, ICA1 和 ICA2 的识别率均随样本库的增大而出现下降趋势。总体上讲,基于 ICA 的方法要好于 PCA。其中姿态角度为 15°时,ICA2 的识别率明显高于另外两种;姿态角度增大到 30°时,ICA1 的识别率最好。其原因是 ICA1 主要提取图像的局部特征,而这种局部特征对于姿态变化的鲁棒性比全局特征要更强。此外,我们还注意到,姿态变化的情况下,人耳的识别率要好于人脸,这是因为人脸旋转时,其图像会带来较大

的失真,而人耳图像对旋转角度有更好的稳定性。

表 2 和表 3 显示了不同融合组合的识别结果。与图 4 和图 5 结果比较,无论是单模态的两种 ICA 特征的融合,还是 ICA1/ICA2 单一特征的多模态融合,都取得了比单一模态单一特征更好的识别结果,特别是多模态多特征的融合得到了最高的识别率。从实验结果分析得到,本文提出的 ICA2 与传统的 ICA1 方法具有互补性质,两者的融合能提高特征的鉴别能力。另外,多模态特征融合可以弥补单一模态的不足,从而较好地改善姿态变化下的识别性能。

结束语 本文将两种独立成分分析的方法应用于人耳、人脸特征提取,并用加权串联的方式进行多模态的特征级融合。实验表明了所提 ICA2 方法的有效性,且多模态特征融合可以较好克服姿态带来的影响。然而注意到,旋转角度超过 30°时,虽然多模态比单模态识别率有很大提高,但是仍然不能满足实际需要,因此,下一步我们的主要工作就是寻找更好的融合方法进一步改善系统性能。

参 考 文 献

[1] <http://biometrics.cse.msu.edu/>

[2] Hurley D J,Nixon M S,Carter J N. Force field energy functionals for image feature extraction[J]. Image Vision Computing, 2002,20(2):311-317

[3] 穆志纯,席德春. 外耳形状特征和内耳结构特征结合的人耳特征提取[J]. 北京科技大学学报,2006,28(5):497-500

[4] 刘嘉敏,王玲. 基于外耳轮廓边缘信息的人耳识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(3):337-342

[5] 袁立,穆志纯. 基于核主元分析法和支持向量机的人耳识别[J]. 北京科技大学学报,2006,28(9):890-895

[6] 王忠礼,穆志纯. 基于不变矩匹配的人耳识别[J]. 模式识别与人工智能,2004,17(4):502-505

[7] 张海军,穆志纯. 基于独立分量分析的人耳图像识别方法[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(5):685-688

[8] Hyvärinen A,Karhunen J. 独立成分分析[M]. 北京:电子工业出版社,2007:102

[9] Hyvärinen A,Oja E. A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis[J]. Neural Computation, 1997,9(7):1483-1492

[10] 王惠文,吴载斌,等. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法[M]. 北京:国防工业出版社,2006:11-13