

基于多尺度对比度塔和方向滤波器组的图像融合

金海燕¹, 刘 芳², 焦李成¹

(1. 西安电子科技大学智能信息处理研究所, 陕西西安 710071;

2. 西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 本文从图像的特性出发, 将方向信息与多分辨分析相结合, 提出了基于方向滤波器组的融合思想. 进而考虑到人眼的视觉特性, 利用对比度塔分解 (CP) 捕获图像的低频分量, 利用方向滤波器组 (DFB) 获得图像的高频分量, 提出了一种基于多尺度对比度塔和方向滤波器组 (CPDFB) 的图像融合方法, 同时分析了该方法的融合机理和计算复杂度, 较好地实现了复杂图像的融合. 仿真实验验证了其可行性和有效性.

关键词: 图像融合; 方向滤波器组 (DFB); 对比度塔 (CP) 分解; 视觉特性

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 07-1295-06

A Method of Image Fusion Based on Multiscale Contrast Pyramid and Directional Filter Banks

JIN Hai-yan¹, LIU Fang², JIAO Li-cheng¹

(1. Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: In terms of the characteristics of images and combining the directional information with multiresolution analysis, an idea based on directional filter banks (DFB) is presented in this paper. Considering the visual features of eyes, using the contrast pyramid (CP) analysis to capture the low frequency information of images, and directional filter banks (DFB) to obtain the high frequency information of images further, an image fusion scheme based on multiscale contrast pyramid and directional filter banks (CPDFB) is given in this article. Furthermore, analyzing the mechanism and computational complexity, fusion results can be achieved better and save the runtime greatly at the same time. The validity and efficiency are shown by experiments.

Key words: image fusion; directional filter banks (DFB); contrast pyramid (CP) decomposition; visual features

1 引言

图像融合作为多源数据融合 (也称信息融合) 的一个重要分支, 成为近年来图像工程领域的研究热点, 它是一种对不同源图像进行综合处理的新技术. 对于二维图像来说, 融合的目的就是通过对多幅源图像进行信息提取与综合, 从而获得对同一场景或目标更准确、全面和可靠的图像描述. 目前, 融合技术已广泛应用于多频谱图像理解、医学图像处理、遥感图像处理和天气预报等领域中.

图像融合通常在以下三个层次上进行: 像素级、特征级和决策级. 目前, 我们主要研究的都是像素级融合, 主要方法有: 简单的图像融合方法^[1], 基于塔形变换的方法^[2, 3], 基于小波变换的方法^[4, 5]等. 简单的图像融合

方法没有对参加融合的源图像进行任何变换或分解, 而是直接对其进行选择、平均或加权平均等操作. 许多情况下, 这种简单的融合方法得不到满意的结果. Tod^[6, 7]首先提出了基于比率塔分解的图像融合方法, 其融合规则是基于像素的简单选择, 融合效果不够理想. 简单的基于小波变换的融合方法考虑的是两幅图像小波系数的最大绝对值或局部区域特征, 小波基在表示具有点奇异性的目标时是最优基, 而在表示图像边缘的线奇异性时, 小波基并不是最优基. 因此, 简单的基于小波变换的方法不能很好地挖掘图像的边缘性质和细节信息, 处理后的图像中细节成分比较模糊, 边缘有“振铃”现象, 特别是对于复杂图像的处理尤其显得力不从心. 针对上述方法缺乏方向信息检测能力以及不能很好地挖掘图像边缘性质的不足, 本文将图像的方向信息特性与对比度

塔(Contrast Pyramid, 简称 CP) 分解相结合, 通过构造有效的方向滤波器组(Directional Filter Banks, 简称 DFB)^[8], 并根据人眼视觉系统的特性, 将不同对比度塔序列在空间分辨率的不同层次进行融合, 提出了一种基于视觉特性的多尺度对比度塔和方向滤波器组(CPDFB)的图像融合方法.

2 基于多尺度对比度塔和方向滤波器组(CPDFB)的图像融合

2.1 CP 分解

按照计算机视觉中对人眼感知过程模拟的多尺度方法, 并根据人眼对低频部分比对高频部分更敏感的特性, 我们采用对图像进行自底向上的计算方法. 为此引入了多尺度对比度塔结构, 它是一种方便灵活的多尺度分解, 源于图像的高斯塔分解, 每一级都由前一级经过某种滤波形成. 高斯塔的生成包含低通滤波和下采样过程. 我们将原图像表示为 $I(i, j)$, $i \leq M, j \leq N$, 其中 M, N 分别为图像的行数和列数. G_l 表示高斯塔分解的第 l 级, 则 $G_0 = I$, 高斯塔的第 l 层 G_l 可以这样构造: 先将 G_{l-1} 与一个具有低通特性的窗口函数 $w(m, n)$ 进行卷积操作, 再把卷积结果作隔行隔列的下采样, 即

$$G_l = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad (1)$$

$$0 < l \leq N, 0 \leq i < C_l, 0 \leq j < R_l$$

式中, N 为塔的总层数, C_l 和 R_l 分别为塔的第 l 层图像的列数和行数, $w(m, n)$ 是一个窗口函数, 实际上就是一个低通滤波器, 而且满足以下约束条件:

(1) 可分离性, 即 $w(m, n) = w(m)w(n)$, $m \in [-2, 2], n \in [-2, 2]$;

(2) 归一化, 即 $\sum_{n=-2}^2 w(n) = 1$;

(3) 对称性, 即 $w(n) = w(-n)$;

(4) 奇偶项等贡献性, 即 $w(-2) + w(-1) + w(0) = w(1) + w(2)$.

上述约束条件的限制是为了既保证低通的性质, 又能保持图像缩小和扩展后的亮度平滑, 不出现接缝效应. 由此, 我们构造: $w(0) = 3/8, w(1) = w(-1) = 1/4, w(2) = w(-2) = 1/16$, 并采用常见的窗口宽度 5×5 , 再根据约束条件(1), 计算可得窗口函数 $w(m, n)$ 表示如下:

$$w = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

得到高斯塔 G_l 以后, 将 G_l 进行插值放大, 得到图像 G_l^* , G_l^* 的大小与 G_{l-1} 大小相同. 我们引入放大算子 Expand, 即

$$G_l^* = \text{Expand}(G_l) \quad (3)$$

与式(1)对应, 放大算子定义如下:

$$G_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_l \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right), \quad 0 < l \leq N, 0 \leq i < C_l, 0 \leq j < R_l \quad (4)$$

式中

$$G_l' \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right) = \begin{cases} G_l \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right), & \text{当 } \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \text{ 为整数} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

图像的对比度定义为:

$$C = (g - g_b) / g_b = g / g_b - I \quad (5)$$

式中, g 为图像某位置处的灰度值, g_b 为该位置处的背景灰度值, I 表示单位灰度图像. 由于窗口函数 $w(m, n)$ 具有低通滤波特性, 所以 G_{l+1}^* 可以看作是 G_l 的背景, 因此, 定义图像的对比度塔分解为^[6,7]:

$$C_l = \frac{G_l}{G_{l+1}^*} = \frac{G_l}{\text{Expand}(G_{l+1})} - I \quad 0 \leq l < N \quad (6)$$

$$C_N = G_N \quad l = N$$

式中 C_l 表示对比度塔分解的第 l 层, G_l 为高斯塔的第 l 层.

将式(6)进行变换可以得到对比度塔重构公式如下:

$$G_N = C_N \quad l = N \quad (7)$$

$$C_l = (C_{l+1} + I) \text{Expand}(G_{l+1}) \quad 0 \leq l < N$$

从对比度塔(C_N, C_{N-1}, \dots, C_0)的顶层 C_N 开始, 按式(7)迭代, 依次令 $l = N, N-1, \dots, 0$, 可得到高斯塔的每一层, G_N, G_{N-1}, \dots, G_0 最终得到精确重构的原始图像 G_0 .

2.2 方向滤波器组(DFB)的构造

Bamberger 和 Smith 在 1992 年提出了不可分滤波器组^[9], 并构造了二维 DFB. Minh N. Do 和 Martin Vetterli 等人利用 DFB 对图像进行了结构化的线性扩展^[8]. 但是到目前为止, DFB 在图像融合中的应用还是比较有限的.

本文在网格中定义多维空间 Z^d 中的采样, 用一个 $d \times d$ 的非奇异整型矩阵 M 来表示网格为

$$\text{LAT}(M) = \{Mn, n \in Z^d\} \quad (8)$$

命题 1^[10] $\text{LAT}(A) = \text{LAT}(B)$, 当且仅当 $A = BE$, 其中 E 是一个幺模整型矩阵.

本文采用的是二维两信道梯形结构滤波器组分解, 利用梅花型采样网格, 用下面两个矩阵来表示二维

梅花型子网格^[11]:

$$Q_0 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

在 DFB 中, 用下面四个基本幺模矩阵来实现旋转操作的不变性.

$$R_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad R_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

这里, 我们采用 Smith 分解, 它能将任意整矩阵 M 对角化为一个 UDV 的乘积形式, 其中 U 和 V 是幺模整矩阵, D 是一个整型对角阵^[12], 梅花型矩阵(9) 可以用 Smith 形式表示为

$$\begin{aligned} Q_0 &= R_1 D_0 R_2 = R_2 D_1 R_1 \\ Q_1 &= R_0 D_0 R_3 = R_3 D_1 R_0 \end{aligned} \quad (11)$$

式中,

$$D_0 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

为两个二维对角阵, 每一维对应一个二进采样.

在 DFB 的前两层, 每一层上都使用梅花型滤波器组(Quincunx Filter Banks, QFB), 第一层和第二层的采样矩阵分别为 Q_0 和 Q_1 . 从第三层开始扩展树形结构的其余部分, 为了得到更好的频率分割, 我们采用 QFB 进行重采样操作, 前半信道路利用 R_0 和 R_1 重采样, 产生了基本水平方向或在 $+45^\circ$ 和 -45° 之间的子带, 后半信道路利用 R_2 和 R_3 重采样, 产生了其余方向的子带.

利用式(11)中的梅花型矩阵的 Smith 形式, 将 QFB 的总采样矩阵简化为

$$P_0 = R_0 Q_0 = D_0 R_2, \quad P_1 = R_1 Q_1 = D_0 R_3 \quad (13)$$

由此, 根据命题 1, 我们可以得到

$$LAT(P_0) = LAT(P_1) = LAT(D_0) \quad (14)$$

这说明利用 R_0 和 R_1 重采样 QFB 的采样网格与沿着 n_0 维空间的下采样是等价的.

由于 DFB 擅长捕获图像中的高频信息, 但是对低频信息的处理能力较差, 所以在应用 DFB 之前, 需要将其与多分辨率分析相结合. 本文选择 CP 分解进行预处理, 将多尺度 CP 分解与 DFB 相结合, 给出了基于视觉特性的 CPDFB 的图像融合方法.

2.3 基于 CPDFB 的融合算法

步骤 1: 初始化参数. 本文我们采用 2.1 节中构造的窗口函数(式(2))进行 CP 分解, 采用梯形结构的“pkva”DFB 分解, 并设定分解层数最大为 4 层;

步骤 2: 分别对每一幅输入源图像进行 CP 分解, 得到原图像一半大小的分解图像 $M1$ 和 $M2$;

步骤 3: 利用 2.2 节中构造的 DFB 分解步骤 2 中得

到的低通图像 $M1$ 和 $M2$, 得到该层的滤波图像 $M1'$ 和 $M2'$ 以及方向子带图像 $D1R1$ 和 $D1R2$;

步骤 4: 将步骤 3 中得到的滤波图像 $M1'$ 和 $M2'$ 作为输入, 迭代进行步骤 3, 直到完成设定的分解层数;

步骤 5: 在最终得到的每一幅分解图像中将方向子带信息 $D1R1$ 和 $D1R2$ 作为列向量, 分别加到各自的分解结果 $y1$ 和 $y2$ 中;

步骤 6: 将分解结果 $y1$ 和 $y2$ 分别进行低通滤波, 得到两组分解系数 $c1$ 和 $c2$;

步骤 7: 按照模极大值的融合规则, 取系数 $c1$ 和 $c2$ 中对应位置元素的绝对值较大者构成一组新的系数, 用 c 表示;

步骤 8: 将 c 作为 DFB 的输入系数, 进行重构, 得到重构结果 y ;

步骤 9: 将 y 作为 CP 的输入, 按照式(7)进行 CP 重构, 得到最终的融合结果 Y .

2.4 算法的计算复杂度分析

本文算法的计算复杂度主要是由步骤 7 中的工作的复杂度决定. 由于进入 DFB 之前, 我们先对待融合图像进行多尺度 CP 分解, 经过下采样和滤波后, 数据量就会大大减少, 因此, 较好地提高了运算效率.

假设待融合图像大小均为 $N \times N$, 对比度塔分解层数为 l 层, 则经过下采样和滤波后, 图像大小变为 $(N/2^l) \times (N/2^l)$. 因此, 进入 DFB 的图像数据大小为 $(N/2^l) \times (N/2^l)$. 经过 DFB 分解后得到两组系数 $c1$ 和 $c2$, 两组系数所含的元素个数相同, 分别可以由式(15)求得:

$$M = \frac{5}{4}(N/2^l)^2 = \frac{5N^2}{4^{l+1}} \quad (15)$$

式中 N 为待融合图像大小, l 为 CP 的分解层数, M 为两组系数 $c1$ 和 $c2$ 中所含元素个数, 则对应位置元素取模极大值的比较操作的计算复杂度为 $O(M)$, 也就是 $O(5N^2/4^{l+1})$, 即为本文算法的计算复杂度.

3 仿真实验与结果分析

为了验证本文方法的性能, 我们选择了几种类型的多光谱图像进行融合实验(其中前两幅图像有标准图像, 后两幅图像没有标准图像), 并与小波变换方法进行了对比. 图像大小均为 256×256 . 在该实验中, 小波滤波采用的是 Daubechies 滤波器^[13], 小波变换中的分解层数为 3 层.

目前, 对于融合图像的评价还没有一个全面、客观和统一的标准, 本文采用信息熵、平均梯度和图像标准差^[14]三项指标评价融合结果, 对于有标准图像的多聚焦图像, 我们又采用了交叉熵^[2]来对图像的融合效果进行数值分析.

3.1 Lab 图像融合实验

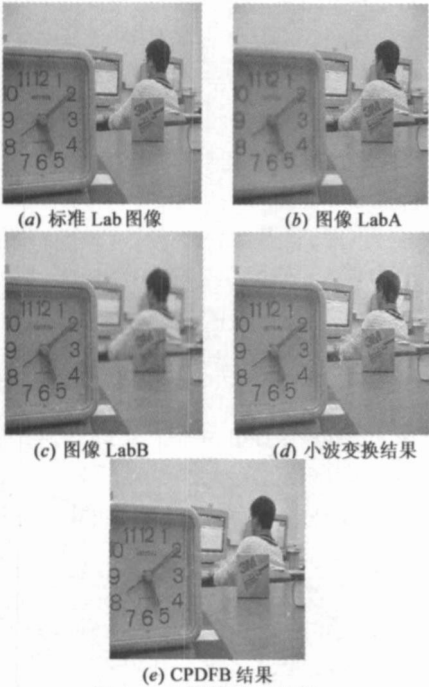


图 1 Lab 图像融合结果

表 1 不同方法对 Lab 图像融合结果比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差	交叉熵	运行时间(秒)
图像 LabA	4. 8535	4. 4455	45. 8391	1. 8817	—
图像 LabB	4. 8170	4. 2288	45. 0513	1. 6257	—
小波变换结果	4. 9221	5. 3160	46. 5656	0. 0310	93. 4351
CPDFB 结果	4. 9333	5. 7353	48. 1467	0. 0216	0. 2350

3.2 Pepsi 图像融合实验

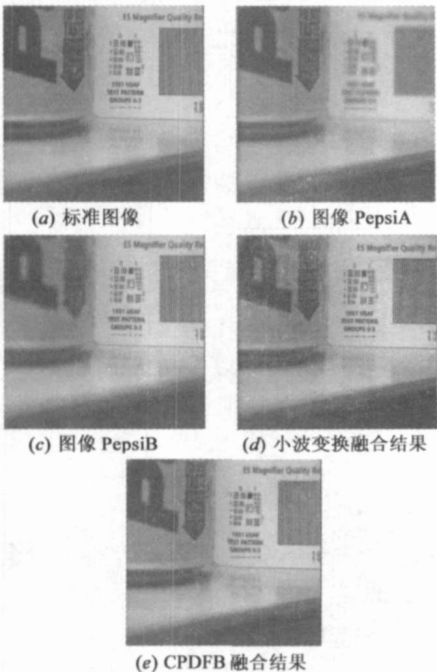


图 2 Pepsi 图像融合结果

表 2 不同方法对 Pepsi 图像融合结果比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差	交叉熵	运行时间(秒)
图像 PepsiA	4. 8626	2. 6096	43. 1547	0. 0252	—
图像 PepsiB	4. 8821	3. 8012	44. 2049	0. 0232	—
小波变换结果	4. 8911	4. 2201	44. 6604	0. 0245	72. 1611
CPDFB 结果	4. 9017	4. 2228	45. 4092	0. 0183	0. 3280

3.3 Tank1 图像融合实验

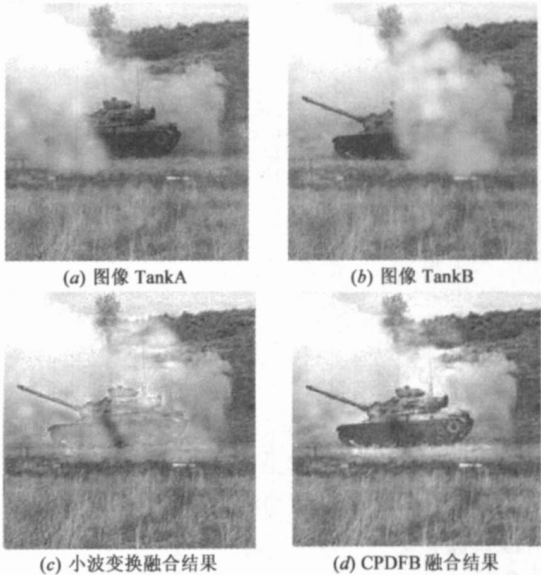


图 3 Tank1 图像融合结果

表 3 不同方法对 Tank1 图像融合结果比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差	运行时间(秒)
图像 TankA	2. 9758	6. 4116	59. 7445	—
图像 TankB	3. 0058	6. 2420	59. 9496	—
小波变换结果	5. 2524	8. 2394	57. 6635	99. 9385
CPDFB 结果	5. 0638	9. 8642	64. 1437	0. 2190

3.4 Tank2 图像融合实验

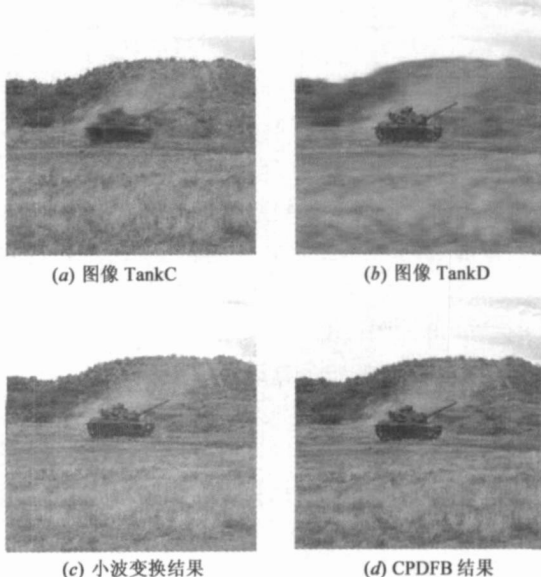


图 4 Tank2 图像融合结果

表 4 不同方法对 Tank2 图像融合结果比较

图像	信息熵	平均梯度	标准差	运行时间(秒)
图像 TankC	4. 7746	5. 7648	67. 6817	—
图像 TankD	4. 6007	3. 5376	67. 2451	—
小波变换结果	4. 8090	6. 1414	67. 8269	99 2521
CPDFB 结果	4. 8276	6. 1279	68. 6293	0 2190

3.5 实验分析

从视觉效果上分析, 在 3.1 和 3.2 节中, 小波变换得到的融合结果(图 1(d)和图 2(d))比较清晰, 但是在图 1(d)中的人物头部边缘有一些“振铃”现象, 本文方法克服了小波的这个缺点, 融合图像(图 1(e)和图 2(e))整体清晰度较高; 在 3.3 节中, 小波变换的融合图像(图 3(c))较差, 图中的坦克目标不够清晰, 本文方法得到的结果(图 3(d))较好地重构了目标; 在 3.4 节中, 小波变换的结果(图 4(c))比较清晰, 与本文方法得到的融合图像(图 4(d))比较接近, 但图像亮度和锐度比本文结果稍差. 综上所述, 本文提出的 CPDFB 方法不仅适合处理简单的多聚焦图像, 更适合处理方向性信息较多而且纹理信息丰富的复杂图像.

从数值结果分析, 经过两种方法的融合, 图像的信息熵都普遍高于原图像, 说明融合后图像的信息量有所增加, 而且用 CPDFB 方法得到的融合结果, 信息熵保持在较高水平.(表 1~ 表 4); 从平均梯度和标准差分析, 融合后图像的平均梯度和标准差几乎都得到了提高, 这说明融合图像更好地反映了图像的细节特征, 而且用本文方法得到的融合结果, 两项指标几乎都高于小波变换方法得到的结果(表 1~ 表 4), 这对于图像的自动分类和识别都是十分有利的.

从运行花费的时间代价来看, 本文方法所花费的时间代价远远小于小波变换方法所花费的时间, 这对于实际应用来说具有很强的现实意义.

总之, 不论是从视觉方面, 还是从定量的指标方面来评价获得的融合图像的结果, 同时考虑到所花费的时间代价, 本文方法是有明显优势的.

4 结论

本文在多分辨分析的基础上, 构造了方向滤波器组(DFB), 并结合多尺度对比度塔分解(CP), 提出了一种基于多尺度对比度塔和方向滤波器组(CPDFB)的图像融合方法, 这是充分考虑到了是否能够有效地恢复图像的方向信息以及含有复杂高频信息的边缘轮廓, 特别是源图像模糊部分与相对清晰部分的边界. 仿真实验证明, 本文提出的 CPDFB 方法是有效的.

目前, 我们是在假设待融合图像大小一致, 而且已经过像素级对齐的情况下工作的, 因此, 研究具有自动配准功能的图像融合方法将是有待于进一步研究的工作.

参考文献:

[1] 李勤, 代彩虹, 俞信, 等. 图像融合方法在细胞图像处理中的应用[J]. 光学学报, 1998, 18(12): 1658– 1662.
Li Q in, Dai Caihong, Yu Xin, et al. Application of imaging fusion in cell images processing[J]. Acta Optica Sinica, 1998, 18(12): 1658– 1662. (in Chinese)

[2] 刘贵喜, 杨万海. 基于多尺度对比度塔的图像融合方法及性能评价[J]. 光学学报, 2001, 21(11): 1336– 1342.
Liu Guixi, Yang Wanhai. A multiscale contrast pyramid based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. Acta Optica Sinica, 2001, 21(11): 1336– 1342. (in Chinese)

[3] 蒲恬, 方庆, 倪国强. 基于对比度的多分辨图像融合[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 116– 118.
PU Tian, FANG Qing zhe, NI Guo qiang. Contrast based multiresolution image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 116– 118. (in Chinese)

[4] 刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价[J]. 自动化学报, 2002, 28(11): 927– 934.
LIU Gui Xi, YANG Wan Hai. A wavelet decomposition based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(11): 927– 934. (in Chinese)

[5] 蒋晓瑜, 高稚允, 周立伟. 小波变换在多光谱图像融合中的应用[J]. 电子学报, 1997, 25(8): 105– 108.
JIANG Xiao yu, GAO Zhi yun, Zhou li wei. Multispectral image fusion using wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(8): 105– 108. (in Chinese)

[6] Toet A. Hierarchical image fusion[J]. Machine Vision and Applications, 1990, 3(1): 1– 11.

[7] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion[J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026– 1031.

[8] Minh N Do, Martin Vetterli. Pyramidal directional filter banks and curvelets[A]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Thessaloniki, Greece, 2001. 158– 161.

[9] Roberto H Bamberg, Mark J T. Smith. A filter bank for the directional decomposition of images: Theory and design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 1992, 40(4): 882– 893.

[10] Minh N Do. Directional Multiresolution Image Representations[D]. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland, December 2001.

[11] M Vetterli. Multidimensional subband coding: Some theory and algorithms[J]. Signal Processing, 1984, 6(2): 97– 112.

[12] P P Vaidyanathan. Multirate Systems and Filter Banks. Prentice Hall[M]. Englewood Cliffs, NJ, 1993.

[13] A Cohen, I Daubechies, J C Feauveau. Biorthogonal basis of compactly supported wavelets[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics. 1992, 45(2): 485– 560.

[14] 王海晖, 彭嘉雄, 吴巍. 基于小波包变换的遥感图像融合[J]. 中国图像图形学报, 2002, 7(9): 922– 937.

WANG Haihui, PENG Jiaxiang, WU Wei. Remote sensing image fusion using wavelet packet transform [J]. Journal of

Image and Graphics, 2002, 7(9): 922-937. (in Chinese)

作者简介:



金海燕 女, 1976 年 8 月生于河北省承德市, 1999 年毕业于西安石油学院计算机系, 2002 年进入西安电子科技大学计算机学院攻读硕士学位, 现为西安电子科技大学电子工程学院博士研究生. 研究方向为 SAR 图像处理、模式识别、图像处理中的优化问题等.

E-mail: hy_jin823@163.com



刘 芳 女, 教授, 博士生导师, 1963 年 2 月生于湖南华容. 1984 年和 1995 年分别在西安交通大学和西安电子科技大学获得工学学士和工学硕士学位, 现为西安电子科技大学计算机学院教授. 研究方向包括人工智能、信号和图像处理、模式识别和进化计算等.

E-mail: f63liu@163.com