

## 一种基于小波多尺度边缘检测的图像融合算法

夏明革<sup>\*\*\*</sup> 何友<sup>\*</sup> 苏峰<sup>\*</sup> 黄晓冬<sup>\*\*\*</sup>

<sup>\*</sup>(海军航空工程学院信息融合技术研究所 烟台 264001)

<sup>\*\*</sup>(海军工程大学兵器工程系 武汉 430033)

**摘要:** 该文提出了一种新的基于多尺度边缘检测的小波图像融合方法, 是一种利用图像边缘特征的小波图像融合方法, 融合过程利用了图像的多尺度边缘信息。为了更好地保持图像的边缘, 该文在图像融合过程中将图像去噪与边缘检测相结合。提出了一种物理意义明确的小波最佳分解层数的确定方法。利用统计分析的评判准则, 如熵、标准偏差等, 评价二维多聚焦图像不同小波分解层的融合效果, 表明该方法提高了图像的熵和标准偏差的值, 算法效果良好。

**关键词:** 图像融合, 边缘检测, 小波变换, 多尺度分析

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)01-0056-04

## Multiscale Edge Detection Image Fusion Algorithm Using Wavelet Transform

Xia Ming-ge<sup>\*\*\*</sup> He You<sup>\*</sup> Su Feng<sup>\*</sup> Huang Xiao-dong<sup>\*\*\*</sup>

<sup>\*</sup>(Research Inst. of Info. Fusion, Naval Aeronautical Eng. Inst., Yantai 264001, China)

<sup>\*\*</sup>(Dept of Weaponry Eng., Naval Univ. of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract** A novel image fusion algorithm using wavelet transform multiscale edges detection is proposed in this paper. This wavelet analysis image fusion method is feature-based. The source images are fused using their multiscale edges information. In order to preserve fusion image edges better, the denoising and edges detection combined are statistical parameters is used to evaluate multifocus image fusion performance. The technique determining optimal decomposition level has explicit physical meaning in this paper. Comparing source images entropy with fusion image entropy at the same decomposition level, if arbitrary source image entropy is larger than the fusion image entropy, it is not necessary to make next level decomposition. Experimental results demonstrate the effectiveness of the algorithm which increases entropy and standard deviation of fusion image.

**Key words** Image fusion, Edge detection, Wavelet transform, Multiscale analysis

### 1 引言

图像融合问题归根到底是要解决多个图像信息的综合利用问题, 需要制定正确的图像融合策略, 提取图像的有用信息<sup>[1,2]</sup>, 克服融合系统设计的盲目性, 对图像融合来说应该有效地利用图像的特征信息。图像信息主要包括图像的边缘、纹理、区域等, 得到这些信息就可以对图像进一步综合利用。图像中的边缘结构常常是模式识别重要的特征, 这可以从人的视觉能力来说明, 我们很容易从物体轮廓简单的线条识别一种物体。在图像处理和机器视觉研究中, 边缘提取一直是非常具有吸引力的问题, 是图像分析和理解的基础。边缘可以定义为图像中亮度的峰变点, 然而更精细的观察表

明该定义通常不能令人满意, 因为图像的纹理确实是亮度的峰变点, 但它们不能被看作边缘。边缘和纹理的界限依赖于观察和分析的尺度, 需要在不同的尺度下检测图像的峰变点。利用小波模极大可以重构图像的一个无视觉损失的近似, 图像处理算法可以在多尺度边缘的层面上进行。小波变换融合基本方法可概括为<sup>[3,4]</sup> (1) 对每一源图像分别进行小波分解, 建立图像的小波金字塔分解; (2) 对各分解层分别进行融合处理, 各分解层的不同频率分量采用不同的融合算子进行融合处理, 最终得到融合后的小波金字塔; (3) 对融合后所得小波金字塔进行小波逆变换, 得到重构的融合图像。

本文接下来扼要介绍了基于小波的多尺度边缘检测方

法,讨论了基于小波变换模极大的重建和基于边缘的小波图像融合算法,对实验结果进行了分析。

## 2 基于小波的多尺度边缘检测

根据视觉生理学和心理学研究的结果,边缘特征是视觉系统能强烈感受到的少数几个图像特征之一,因此,在图像融合处理中,应尽量保留图像的边缘特征。下面扼要介绍一下图像  $f(x, y)$  的小波边缘检测理论和方法。

选择二维二进可分离小波,使得这样的小波可以看成是某一平滑函数  $\theta(x, y)$  的偏导数。

设  $\theta(x, y)$  是一平滑函数,定义两个小波函数:

$$\Psi_1(2^j, x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x}, \quad \Psi_2(2^j, x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}$$

$$\begin{bmatrix} W^1(2^j, x, y) \\ W^2(2^j, x, y) \end{bmatrix} = 2^j \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_{2^j})(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_{2^j})(x, y) \end{bmatrix} = 2^j \nabla (f * \theta_{2^j})(x, y) \quad (1)$$

图像两个部分的小波变换正比于  $f(x, y)$  经  $\theta(x, y)$  平滑后的梯度矢量,定义梯度矢量的模为

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|W_{2^j}^1 f(x, y)|^2 + |W_{2^j}^2 f(x, y)|^2} \quad (2)$$

幅角为

$$A_{2^j} f(x, y) = \arg \tan \left( W_{2^j}^2(x, y) / W_{2^j}^1(x, y) \right) \quad (3)$$

计算时去除那些空间位置相同,但幅度随尺度  $j$  减小反而增大的极大值点,因为这些极大值点通常由噪声生成。沿着梯度的垂直方向,将  $M_{2^j} f(x, y)$  和  $A_{2^j} f(x, y)$  相近的点串接成链,当链长超过一定的阈值  $T$  时,链上小波系数的位置就是图像在该尺度上的边缘特征点。

具体实现时,注意两个问题:(1)小波变换所使用的离散滤波器,其长度不宜太长,否则会影响边缘提取的效果;(2)要妥善处理边界问题,本文采用镜像对称延拓来处理边界问题。

## 3 基于小波变换模极大的图像重构

依据小波变换系数模极大随尺度变化规律可以精确地描述突变点的位置和形态,在应用中,另一个重要问题是小波系数极大模是否完全包含整个图像的信息,即能否由二进小波变换模极大的信息重构原图像。Mallat 等在文献[5, 6]中对这个问题进行了研究,表明在一定约束条件下,可以重构出与原始图像非常接近的图像,并且提出了一种交替投影算法。由小波模极大重构原图像包括如下两步:(1)由小波系数极大模构造出小波变换相平面;(2)由小波变换相平面重构原图像。其中重要的是第一步,其中小波变换相平面的构造需要在各个尺度上小波变换系数极大模间进行插值,并要使得插值后的小波变换系数满足重建核方程。下面讨论如

何由小波变换系数极大重建小波重构系数。

令  $f(x, y) \in L^2(\mathbf{R})$ ,  $[W_{2^j}^1 f(x, y), W_{2^j}^2 f(x, y)]_{j \in \mathbf{Z}}$  是二进小波变换。在每个尺度  $2^j$  沿着角度  $A_{2^j} f(x, y)$  给出的方向检测局部极大模,求出并记录极大模的位置  $(x_v^j, y_v^j)$  以及  $[M_{2^j} f(x_v^j, y_v^j), A_{2^j} f(x_v^j, y_v^j)]_{j \in \mathbf{R}}$  的值,计算出  $W_{2^j}^1 f(x, y)$  和  $W_{2^j}^2 f(x, y)$ 。

反演算法的关键是通过如下两个约束条件求得函数  $h(x, y)$ 。

(1) 在每一尺度  $2^j$  和每一局部极大模位置  $(x_v^j, y_v^j)_{j \in \mathbf{R}}$ ,  $h(x, y)$  满足  $W_{2^j}^1 h(x_v^j, y_v^j) = W_{2^j}^1 f(x_v^j, y_v^j)$ ,  $W_{2^j}^2 h(x_v^j, y_v^j) = W_{2^j}^2 f(x_v^j, y_v^j)$ ;

(2) 在每一个尺度  $2^j$ ,  $W_{2^j}^1 h(x_v^j, y_v^j)$  和  $W_{2^j}^2 h(x_v^j, y_v^j)$  在坐标  $(x_v^j, y_v^j)_{j \in \mathbf{R}}$  上取得极大值。

设由函数簇  $\{2^j \Psi_{2^j}^1(x_v^j - x, y_v^j - y), 2^j \Psi_{2^j}^2(x_v^j - x, y_v^j - y)\}$  的线性组合所张成的空间在  $L^2(\mathbf{R}^2)$  中的闭包记为  $U$ , 则满足约束条件(1)的函数  $h(x, y)$  与图像函数  $f(x, y)$  在  $U$  上有相同的投影。令  $O$  为  $U$  在  $L^2(\mathbf{R}^2)$  上的正交补空间,于是有

$$h(x, y) = f(x, y) + g(x, y), \quad g(x, y) \in O \quad (4)$$

为了便于进行数值计算,用凸性约束条件来代替约束条件(2)。为此引入 Sobolev 范数极小化条件:

$$\|h\|^2 = \sum_{j \in \mathbf{Z}} \left[ \|W_{2^j}^1 h\|_2^2 + \|W_{2^j}^2 h\|_2^2 + 2^{2j} \left( \left\| \frac{\partial W_{2^j}^1 h}{\partial x} \right\|_2^2 + \left\| \frac{\partial W_{2^j}^2 h}{\partial y} \right\|_2^2 \right) \right] \quad (5)$$

上式保证了小波变换的垂直分量和水平分量有  $L^2(\mathbf{R}^2)$  的模,并尽可能的小,与约束条件(1)结合就能保证  $h(x, y)$  在  $(x_v^j, y_v^j)$  上有极大值。

根据 Mallat 的交替投影重建算法,图像重建不是直接求解  $h(x, y)$ , 而是通过反复投影求出  $h(x, y)$  的二进小波变换,然后由它重建  $f(x, y)$  的逼近图像。

设  $K$  为满足式(6)的函数序列  $\{g_j^1(x, y), g_j^2(x, y)\}_{j \in \mathbf{Z}}$  构成的空间。

$$\begin{aligned} & \left\| \{g_j^1(x, y), g_j^2(x, y)\}_{j \in \mathbf{Z}} \right\|^2 = \\ & \sum_{j \in \mathbf{Z}} \left[ \left( \|g_j^1\|_2^2 + \|g_j^2\|_2^2 \right) + 2^{2j} \left( \left\| \frac{\partial g_j^1}{\partial x} \right\|_2^2 + \left\| \frac{\partial g_j^2}{\partial y} \right\|_2^2 \right) \right] < \infty \quad (6) \end{aligned}$$

设  $V$  是  $L^2(\mathbf{R}^2)$  中函数的二进小波变换序列构成的空间,  $V \in K$ , 令  $\Gamma$  表示  $K$  中对所有的  $j$  和  $(x_v^j, y_v^j)$  满足

$$g_j^1(x_v^j, y_v^j) = W_{2^j}^1 f(x_v^j, y_v^j) \quad (7)$$

$$g_j^2(x_v^j, y_v^j) = W_{2^j}^2 f(x_v^j, y_v^j) \quad (8)$$

的元素所组成的空间,而满足约束条件(1)的二进小波函数序列的全体为空间  $A$  中的元素。其中  $A = V \cap \Gamma$ , 因此求解  $h(x, y)$  转化为求使式(7)、式(8)的范数极小的元素。

令  $P_V$  为空间  $\Gamma$  到  $V$  上的正交投影算子,  $P_\Gamma$  为空间  $K$  到  $\Gamma$  上的最佳投影算子, 记  $P = P_V \cdot P_\Gamma$ , 任取  $\{g_j^1(x, y), g_j^2(x, y)\}_{j \in Z} \in K$  作为初始函数。

下面给出算子  $P_V$  和  $P_\Gamma$  的具体算法。  $P_V$  可以定义为  $P_V = W \cdot W^{-1}$ , 由  $W, W^{-1}$  定义可知有

$$W(W^{-1}(g_j^1(x, y), g_j^2(x, y))_{j \in Z}) = (g_j^1(x, y), g_j^2(x, y))_{j \in Z} \quad (9)$$

算子  $P_\Gamma$  将  $\{g_j^1(x, y), g_j^2(x, y)\}_{j \in Z}$  映射到  $\Gamma$  上的  $\{h_j^1(x, y), h_j^2(x, y)\}_{j \in Z}$ 。 设对一切  $j \in Z$ , 记

$$\left. \begin{aligned} \varepsilon_j^1(x, y) &= g_j^1(x, y) - h_j^1(x, y) \\ \varepsilon_j^2(x, y) &= g_j^2(x, y) - h_j^2(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

选  $\{h_j^1(x, y), h_j^2(x, y)\}_{j \in Z}$  使式(11)最小。

$$\sum \left[ \|\varepsilon_j^1\|^2 + \|\varepsilon_j^2\|^2 + 2^{2j} \left( \left\| \frac{\partial \varepsilon_j^1}{\partial x} \right\| + \left\| \frac{\partial \varepsilon_j^2}{\partial y} \right\| \right) \right] \quad (11)$$

可通过 Euler 方程得到

$$\varepsilon_j^1(x) = \alpha_1 e^{-2^j x} + \beta_1 e^{-2^{-j} x} \quad (12)$$

$$\varepsilon_j^2(x) = \alpha_2 e^{2^j x} + \beta_2 e^{-2^{-j} x} \quad (13)$$

$\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$  的值可由式(10)的边界条件求得。 最后得序列  $\{h_j^1(x, y), h_j^2(x, y)\}_{j \in Z}$  的估计值为

$$\begin{aligned} \{h_j^1(x, y), h_j^2(x, y)\}_{j \in Z} &= [(e_j^1(x, y), e_j^2(x, y)) \\ &+ (g_j^1(x, y), g_j^2(x, y))]_{j \in Z} \quad (14) \end{aligned}$$

#### 4 基于边缘的小波图像融合

本文的融合算法可概括为4部分:输入图像的小波分解、极大模计算、融合计算、小波反变换。在对输入图像的小波分解时,在每一尺度下,同时计算对应的小波变换系数极大值。本文采用以下融合规则:(1)低频系数相加;(2)高频取系数绝对值较小。二维图像的剧烈变化通常属于曲线,沿着这些曲线在垂直方向平滑变化,图像强度在这个方向上是奇异的。这些曲线在某种意义上比边缘点本身更有意义,因为它们通常勾画出了图像的结构边界。两个相邻的局部极大点,如果它们各自的位置垂直于  $A_2 f(x, y)$  的方向,就链在一起。本文在融合过程中,在算法上同时考虑了去除噪声问题。

#### 5 实验结果

对不同聚焦点的灰度图像采用边缘信息进行融合,用熵、标准偏差确定最佳融合层数;利用统计特性进行融合效果的分析和评价图像的熵和标准偏差,图像的熵和标准偏差是衡量图像信息丰富程度的重要指标。标准偏差值和熵值越大,图像包含信息量就越大。在融合处理时,采用低频相加,高频取绝对值较小的选择方式。这样得到的融合图像在视觉

上,对比度较好。

设图像大小为  $M \times N$ , 灰度为  $n$ , 评价图像的融合效果的统计参数均值、标准偏差、熵,其表达式分别为

$$\hat{F} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(x_i, y_j) / M \times N \quad (15)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [f(x_i, y_j) - \hat{F}]^2 / M \times N} \quad (16)$$

$$H = - \sum_{j=0}^n p_j \ln p_j \quad (17)$$

对图像大小为  $256 \times 256$ , 灰度为 256 的多聚焦图像融合的结果见图1—图15。对图像分析的一些结论:当尺度增大时,一些边缘逐步消失,因为尺度较大时,做平均可能会将一些较细的边缘点去掉,也会改变未被去掉的边缘点的位置,范数极小给出了图像中具有亮度变化的边缘点的位置。



图1 左聚焦图像 图2 右聚焦图像边缘 图3 左聚焦图像 1层边缘



图4 左聚焦图像3层边缘 图5 右聚焦图像原图 图6 右聚焦图像边缘图像3层边缘

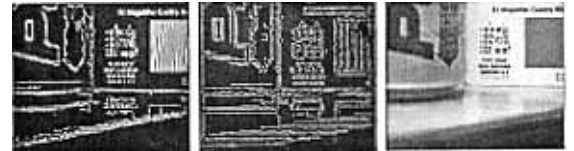


图7 右聚焦图像1层边缘 图8 右聚焦图像3层边缘 图9 根据边缘重构的图像



图10 重构图像边缘 图11 重构图像1层边缘 图12 重构图像3层边缘



图13 左聚焦图像加均值为0方差为0.5高斯噪声 图14 右聚焦图像加均值为0方差为0.5高斯噪声 图15 融合图像

本文算法的优点是(1)将去噪与融合相结合,简化操作过程,且边缘保护效果好,奇异性边缘几乎是精确恢复的,并且不会产生伪振荡;(2)用比较融合图像与标准图像的方法确定小波最佳分解层数的方法在实际应用中局限性较大,因为标准图像不易获得。本文用比较熵与标准偏差的增量的方法确定小波分解的最佳层数,不需要得到标准图像,且物理意义明确,算法可操作性好;(3)在应用系统实现中,可只传输融合图像的边缘信息,将图像重构放在后端处理,减少通讯数据量。

表1 融合图像实验数据

分解层数	标准偏差	熵值
0层	45.3696	4.9395
1层	44.7584	4.8893
2层	44.0418	4.8667
3层	43.1729	4.8527
4层	42.1915	4.7909
5层	40.3891	4.5029
6层	36.5493	3.8691

表2 左聚焦图像实验数据

分解层数	标准偏差	熵值
0层	43.8158	4.9130
1层	43.4525	4.8589
2层	43.2824	4.8462
3层	42.8055	4.8365
4层	41.9988	4.7863
5层	40.2965	4.5256
6层	36.4548	3.9206

表3 右聚焦图像实验数据

分解层数	标准偏差	熵值
0层	44.9985	4.9272
1层	44.3887	4.8742
2层	43.6969	4.8602
3层	42.8894	4.8363
4层	41.9578	4.7797
5层	40.1803	4.5231
6层	36.4121	3.8609

表1—表3的实验数据表明对于本文给定的图像:分解3层后,再利用边缘信息重构图像,融合效果已经很好,最多可分解4层,没有必要再进行分解了。随着尺度增大,图像的一些边缘会逐步消失,分解到第5层已经没有意义了,

因为用此层的边缘信息融合得到的融合图像熵值小于右聚焦的图像的熵值,也就是说,使用这种方法所能提取的有用信息已经提取尽了。对于一般情况,可以比较相邻层间融合图像熵与标准偏差相对参与融合图像的增量,设定阈值,当增量小于设定值时,就不再增大尺度,不增加分解层数;同时比较同层间融合图像与参与融合图像的熵值,在融合图像的熵值小于任一参与融合图像的熵值时,停止下一步操作。

## 6 结论

本文提出了一种新的利用多尺度边缘特征的图像融合方法,这是一种基于特征的小波图像融合方法,并且在融合过程中,同时考虑了去噪问题,并对确定小波最佳分解层数给出了一种可操作性好且物理意义明确的实现方法。在图像融合的过程中一定要最大限度地获得和利用图像的先验信息,才能达到更好的融合效果。特征级图像融合这种方法较其他仅基于像素的融合方法更有效地利用了先验信息,更有针对性。对于小波变换模板大的重建图像,由于插值结果并不唯一,因此存在由小波变换极大模并不能精确重构原图像的问题,但人的视觉察觉不到,对视觉效果不会产生影响。本文提出的图像融合方法的一个潜在应用可能在通讯领域,只将融合后的边缘信息编码,传输较少数据量,在接收端进行后续处理。

## 参考文献

- [1] 何友,王国宏,陆大,彭应宁.多传感器信息融合与应用.北京:电子工业出版社,2000,第1章.
- [2] Hall D L, Llinas J. A introduction to multisensor data fusion. *Proc. IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [3] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(3): 235-245.
- [4] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale - decomposition -based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. *Proc. IEEE*, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [5] Mallat S G, Zhong S F. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Trans. on PAMI*, 1992, 14(7): 710-732.
- [6] Mallat S G. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. San Diego: Academic Press, 1998: Chapter 6.

夏明革: 男,1967年生,工程师,从事图像融合、计算机视觉研究。

何友: 男,1956年生,教授,中国电子学会会士,从事多传感器信息融合、分布检测理论与应用研究。

苏峰: 男,1977年生,博士生,从事目标检测、雷达信号处理研究。

黄晓冬: 男,1975年生,博士生,从事系统仿真与作战模拟研究。