

文章编号:1001-5078(2009)01-0097-04

· 图像与信号处理 ·

基于提升小波变换的红外图像融合算法研究

陈 浩^{1,2}, 刘艳滢¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要:介绍了提升小波变换, 提出了基于提升小波变换的图像融合方法, 算法针对提升小波变换后的低频分量和高频分量的不同特点, 选用了不同的融合准则进行融合, 然后通过提升小波逆变换得到融合图像。通过分析可见光与红外图像的融合结果并与其他融合方法进行比较, 实验结果表明, 该算法使得融合后图像内容清晰, 具有增强图像的空间细节能力, 取得了较好的融合效果。

关键词:提升小波变换; 图像融合; 红外图像; 融合准则

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A

An Infrared Image Fusion Algorithm Based on Lifting Wavelet Transform

CHEN Hao^{1,2}, LIU Yan-ying¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: This paper introduces the lifting wavelet transform and proposes a new image fusion algorithm based on lifting wavelet transform. Aiming at the different characteristic of the coefficients of low frequency and high frequency after lifting wavelet transform, this algorithm chooses a different fusion rule to fuse the image, and obtains the fusion image by inverse lifting wavelet transform. By analyzing the fusion image with visible and infrared image and comparing the other fusion algorithms, the experimental result shows that this algorithm can clear the fusion image and improve spatial presentation.

Key words: lifting wavelet transform; image fusion; infrared image; fusion rule

1 引言

图像融合是指综合和提取两个或多个多源图像信息, 获得对同一场景或者目标更为准确、全面和可靠的图像, 使之更加适合于人眼感知或计算机后续处理。目前图像融合技术被广泛的应用于计算机视觉、自动目标识别等领域。1994年, 由 Sweldens 和 Daubechies 提出的提升小波算法, 与传统小波从频域来分析问题的角度不同, 提升小波变换完全是在时(空)域进行变换, 不需要借助于傅里叶变换, 提

升小波变换即保持了传统小波的时频局部化等特性, 又克服了它的局限性, 因此被广泛地应用于图像融合领域。本文针对红外图像和可见光图像的融合, 提出了基于提升小波变换的图像融合方法, 在融合过程中, 对不同的频率采用不同的区域特征算子进行融合, 并分析了融合结果, 实验结果表明采用本

作者简介: 陈 浩(1982-), 男, 博士研究生, 主要研究领域为数字图像处理。E-mail: ciompchen@163.com

收稿日期: 2008-07-14

论文所提出的融合方法能达到比较好的融合效果。

2 提升小波变换的基本原理

提升小波算法的实现分为三个步骤：分裂(Split)、预测(Predict)、更新(Update)。分裂过程是将原始数据集 S_j (j 代表分辨率)分为低分辨率的偶数序列和奇数序列两部分：

$$S_{j-1,k} = S_{j,2k} \quad (1)$$

$$d_{j-1,k} = S_{j,2k+1} \quad (2)$$

其中， $k=0,1,\dots,2^{j-1}-1$ ；对于预测过程，奇数位置上的 $S_{j,2k+1}$ ，是用相邻偶数 $S_{j,2k}$ 与 $S_{j,2k+2}$ 线性平均去预测 $d_{j-1,k}$ ，得到的预测误差为变换的高频分量，即：

$$d_{j-1,k} = S_{j,2k+1} - (S_{j,2k} + S_{j,2k+2})/2 \quad (3)$$

对于更新过程，则是由预测误差来更新偶数序列，得到变换的低频分量，即：

$$S_{j-1,k} = S_{j,2k} + (d_{j-1,k-1} + d_{j-1,k})/4 \quad (4)$$

故提升方法的正、逆变换为：

正变换：

$$\begin{cases} d_{j-1,k} = (S_{j-1,k} + S_{j-1,k+1})/2 \\ S_{j-1,k} = (d_{j-1,k-1} + d_{j-1,k})/4 \end{cases} \quad (5)$$

逆变换：

$$\begin{cases} S_{j,2k} = S_{j-1,k} - (d_{j-1,k-1} + d_{j-1,k})/4 \\ S_{j,2k+1} = d_{j-1,k} + (S_{j,2k} + S_{j,2k+2})/2 \end{cases} \quad (6)$$

当对二维图像信号进行提升小波变换的正变换时，采用先对行信号、再对列信号进行变换从而得到了四个子图像 LL, LH, HL, HH。其中对低频信号 LL 可继续进行分裂、预测和更新进行下一层次的提升小波变换。

3 基于提升小波变换的图像融合

设参与融合的源图像为 A, B，融合后的图像为 F，提升小波分解的最大尺度为 M。则具体的融合流程如图 1 所示。

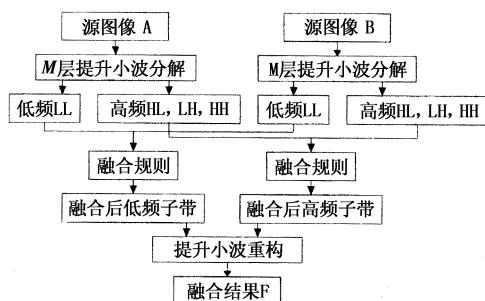


图 1 基于提升小波变换图像融合的流程图

在进行提升小波分解后，融合规则的选择对融合图像质量至关重要。为了获得好的融合效果，采

用的融合规则描述如下：

3.1 低频分量的融合准则

设 LA 和 LB 分别为源图像 A, B 经过提升小波变换后得到的低频分量，大小为 $m \times n$ ，融合后的结果为 LF。首先计算每个低频系数的区域能量：

$$LAE(i, j) = \sum_{-p}^p \sum_{-q}^q \tilde{\omega}(p, q) |LA(i+p, j+q)| \quad (7)$$

$$LBE(i, j) = \sum_{-p}^p \sum_{-q}^q \tilde{\omega}(p, q) |LB(i+p, j+q)| \quad (8)$$

这里 $p=1, q=1, \tilde{\omega} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ ，则低频分量的融合结果为：

$$\begin{cases} LF(i, j) = LA(i, j) & LAE(i, j) \geq LBE(i, j) \\ LB(i, j) & LAE(i, j) < LBE(i, j) \end{cases} \quad (9)$$

3.2 高频分量的融合准则

设 HA^K 和 HB^K 分别为源图像 A, B 经过提升小波变换后得到的各个高频分量，融合后的结果为 HF^K($K = HL, LH, HH$)。首先计算以各高频系数为中心的区域能量，区域的大小为 $M \times N$ (M, N 取奇数且 $M \geq 3, N \geq 3$)。

$$VA^K(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-v}^v |HA^K(i+m, j+n) - M_A^K(i, j)| \quad (10)$$

$$VB^K(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-v}^v |HB^K(i+m, j+n) - M_B^K(i, j)| \quad (11)$$

其中，

$$M_A^K(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-v}^v |HA^K(i+m, j+n)| \quad (12)$$

$$M_B^K(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-v}^v |HB^K(i+m, j+n)| \quad (13)$$

$$l = \frac{M-1}{2}, v = \frac{N-1}{2} \quad (14)$$

从而我们可以计算出两幅图像各个高频分量的区域匹配度：

$$M^K(i, j) = \frac{2VA^K(i, j)VB^K(i, j)}{[VA^K(i, j)]^2 + [VB^K(i, j)]^2} \quad (15)$$

很显然， $M^K(i, j)$ 介于 0 到 1 之间，当 $VA^K(i, j)$ 和 $VB^K(i, j)$ 差异越大，则 $M^K(i, j)$ 越小，当 $VA^K(i, j)$

和 $VB^K(i, j)$ 相等时, 则 $M^K(i, j)$ 为 1, 因此 $M^K(i, j)$ 可以用来描述两幅图像的区域匹配的程度 ($K = HL, LH, HH$)。选择一个阈值 Y , 如果 $M^K(i, j) \geq T$, 则:

$$HF^K(i, j) = \frac{1}{2} [HA^K(i, j) + HB^K(i, j)] \quad (16)$$

如果 $M^K(i, j) < T$, 则:

$$HF^K(i, j) = \begin{cases} HA^K(i, j) & VA^K(i, j) \geq VB^K(i, j) \\ HB^K(i, j) & VA^K(i, j) < VB^K(i, j) \end{cases} \quad (K = HL, LH, HH) \quad (17)$$

4 融合图像效果的客观评价

由于人对融合图像质量进行主观评价时, 评价尺度很难掌握, 采用客观评价标准就能克服人的视觉特性、心理状态等因素的影响。本文主要采用以下几个指标来衡量融合图像的效果。

(1) 熵

图像的熵是包含平均信息量多少的度量, 其定义为:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (18)$$

式中, $p(i)$ 为灰度 i 的分布概率, 其范围是 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。融合后图像的熵值大小反映了图像包含信息量的多少, 熵值越大说明融合的效果相对越好。

(2) 平均梯度

已知融合图像 F 大小为 $M \times N$, M 为图像行数, N 为图像列数。图像的平均梯度定义为:

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)/2} \quad (19)$$

其中, ΔI_x 与 ΔI_y 分别为图像 x 与 y 方向上的一阶差分。一般来说, 一幅图像的平均梯度越大, 则图像层次越丰富, 图像的清晰度越高。

(3) 标准差

图像的标准差反映了图像灰度分布的离散程度。高对比度的图像对应大的标准偏差, 反之亦然。设一幅图像的灰度分布为 $P = \{p(0), p(1), \dots, p(L-1)\}$, 其中 L 表示图像总的灰度级数, $p(i)$ 是一阶直方图概率。图像的灰度平均值为:

$$\bar{i} = \sum_{i=0}^{L-1} i p(i) \quad (20)$$

则该图像的灰度标准差为:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \bar{i})^2 p(i)} \quad (21)$$

(4) 空间频率

已知融合图像 F 大小为 $M \times N$, M 为图像行数,

N 为图像列数。行频率为:

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [F(i, j) - F(i, j-1)]^2} \quad (22)$$

列频率为:

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=2}^N \sum_{j=1}^M [F(i, j) - F(i, j-1)]^2} \quad (23)$$

则空间频率为:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (24)$$

空间频率反映图像的全面活跃水平, 其值越大, 图像质量越好。

5 实验结果及分析

本论文的所有算法都是运用 Matlab7.0 实现的。图 2、图 3 是两幅已配准好且像素位宽一致的待融合源图像, 其中图 2 为可见光图像, 图 3 为红外图像。图 4 是采用本论文算法融合后得到的图像, 其中在进行提升小波分解时分解为 3 层, 在进行高频分量融合时, 区域大小为, 阈值 $T = 0.7$; 图 5 采用选大融合法, 即选取对应位置处灰度值较大的像素作为融合图像在该处的像素; 图 6 采用平均融合方法, 即将对应位置处的像素灰度值进行平均, 以此作为融合图像在该处的像素灰度值; 图 7 是采用基于拉普拉斯金字塔算法^[7] 的融合图像, 金字塔的分解为 3 层, 其中顶层采用平均融合法, 其余两层采用选大融合法。



图 2 可见光图像



图 3 红外图像



图4 本论文算法融合的图像



图5 选大融合图像

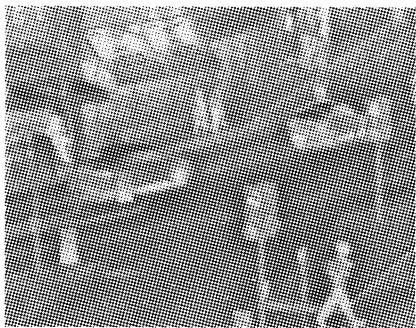


图6 平均融合图像

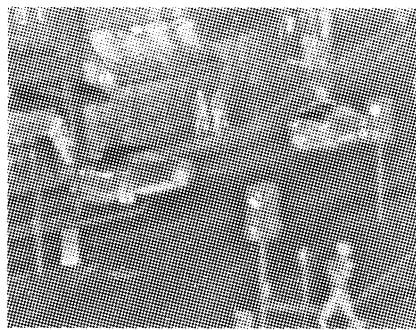


图7 金字塔算法的融合图像

表1是对所有图像的客观数据统计,采用本论文算法进行融合的图像,其熵、平均梯度、标准差、空间频率不仅比源图像要高,而且比采用其他方法要高,这表明采用本论文算法的融合图像较好的综合了源图像信息,提高了图像质量。

表1 客观数据统计

图像	熵	平均梯度	标准差	空间频率
可见光图像	5.0785	3.4509	27.5488	10.5102
红外图像	6.7291	4.7978	32.9842	8.5163
本论文算法的融合图像	6.7752	5.9974	36.0318	12.2599
选大融合图像	6.7559	5.3992	35.7061	10.4751
平均融合图像	5.8318	3.2235	19.3630	6.0079
金字塔算法的融合图像	6.0324	3.9147	24.1716	8.1128

5 结论

本论文采用提升小波变换对图像进行小波分解,针对图像的高频分量和低频分量采用不同的融合方法,实验结果表明,采用本论文的融合算法能有效地保留图像信息,得到全局清晰的图像,融合效果良好。

参考文献:

- [1] Sweldens W. The lifting scheme: a custom-design construction of biorthogonal wavelets[J]. Appl. Comput. Harmon. Anal., 1996, 3(2): 186–200.
- [2] Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into lifting steps[J]. J. Fourier Anal. Appl., 1998, (4): 247–269.
- [3] Moira I Smith, Jamie P Heather. Review of image fusion technology in 2005. Proc[J]. SPIE, 2005, 5782: 29–45.
- [4] 许开宇,李双一.基于小波变换的图像融合算法的实现[J].红外技术,2007,29(8):455–458.
- [5] Yajun Song, Kun Gao, Guoqiang Ni, et al. Implementation of real-time Laplacianpyramid image fusion processing base on FPGA[J]. Proc. SPIE, 2008, 6833: 683316.
- [6] Zhiqiang Guo, Jie Yang. Wavelet transform image fusion based on regional variance[J]. Proc. SPIE, 2007, 6790: 67902.
- [7] 玉振明,高飞.基于金字塔方法的图像融合原理及性能评价[J].计算机应用研究, 2004, 21 (10): 128–130.
- [8] 韩崇昭,朱红艳,段战胜.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006:364–423.