

结合对比度塔和克隆选择加权 Wedgelets 的图像融合

金海燕, 焦李成, 刘芳

(西安电子科技大学智能信息处理研究所, 710071, 西安)

摘要: 为增强融合图像的效果, 提出了一种图像融合新方法. 先利用对比度塔分解得到多分辨率序列, 然后利用加权 Wedgelets 变换和小波变换在图像序列相应尺度上融合源图像细节, 并采用免疫克隆选择算法优化权值. 新方法不仅有效保留了图像的细节和纹理, 改善了视觉效果, 而且使融合图像信息熵保持在较高水平. 仿真实验结果表明, 采用新方法所得到的图像像素平均梯度值比小波和 Wedgelets 方法分别提高了 0.31 和 3.27, 图像灰度值标准差分别提高了 2.27 和 3.93.

关键词: 图像融合; Wedgelets 变换; 免疫克隆选择; 对比度塔

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)10-1170-05

Image Fusion Combining Contrast Pyramid with Clonal Selection Based on Weighed Wedgelets

Jin Haiyan, Jiao Licheng, Liu Fang

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to improve the effect of fusion images, a novel image scheme is proposed, which uses weighed wedgelets and wavelet transform to fuse the details in corresponding image sequences of multiple scale obtained by the contrast pyramid data structure, and trains the weight by utilizing clonal selection algorithm. The proposed method improves the visual effects such as retaining the details and textures effectively and keeping the information entropy values of fused images at a high level. Simulation results show that compared with the conventional wavelet transform and wedgelets method, the average grad values of the image pixel is increased averagely by about 0.31 and 3.27 respectively, and 2.27 and 3.93 for the standard differences values.

Keywords: image fusion; wedgelets transform; immune clonal selection; contrast pyramid

图像融合作为图像的预处理过程是近年来图像工程领域的研究热点. 目前, 图像融合的主要方法有基于塔形变换的方法^[1-3]、基于小波的方法^[4]、基于方向滤波的方法^[5]等. 基于塔形变换的方法能够提取图像的多分辨率信息, 但是当多源图像数据存在较大差异时, 融合图像会出现斑块效应; 基于小波变换的方法直接利用了经小波分解的具有高空间分辨率的细节分量替换图像细节分量, 然后再进行反变换, 但由于其直接舍弃了图像的低频分量, 在一定程度

上损失了图像的细节信息, 容易产生分块效应; 基于高通滤波的方法简单, 计算量小, 但是使用固定大小的滤波器难以完全提取出包含不同尺寸大小的高分辨率图像的细节信息. Wedgelets^[6]能较好地捕捉图像中“线”和“面”的特征, 小波变换能较好地捕获图像中点的奇异性, 本文结合 Wedgelets 和小波分析各自的优点, 在图像空间分辨率的不同层次, 对不同的对比度塔序列进行加权 Wedgelets 变换和小波变换融合. 本文方法有效保留了融合图像的细节和纹

理信息,清晰度较高,而且本文将免疫克隆选择(ICS)算法引入到图像融合处理中,为实现多学科融合提供了一种新的手段。

1 融合效果的评价指标

(1)信息熵(E):一幅 8 bit 的图像,其信息熵为

$$E = - \sum_{t=0}^{255} p_t \lg p_t \quad (1)$$

式中: p_t 是像素灰度值为 t 的概率。一般来说,熵越大,表示所含的信息越丰富,但是若该值过大,有时也会产生过分平滑的效果,因此在采用该指标评价融合结果时,通常要与视觉效果结合起来。

(2)平均梯度($\bar{g}$):可以敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力,其计算公式为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \cdot \sum_{i=1}^{(M-1)} \sum_{j=1}^{(N-1)} ((\partial f(x_i, y_j) / \partial x_i)^2 + (\partial f(x_i, y_j) / \partial y_j)^2) / 2 \quad (2)$$

式中: $f(x, y)$ 为图像函数; M 和 N 分别为图像的行数和列数。一般来说, $\bar{g}$ 越大,图像越清晰。

(3)标准差(S_{std}):通常用来评价图像反差大小,其计算公式为

$$S_{\text{std}} = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{1/2} \quad (3)$$

式中: $\bar{x}$ 为图像像素的均值; x_i 为图像的像素值; n 为图像的像素数。

2 对比度塔融合结构

对比度塔分解源于图像的高斯塔分解,高斯塔的第 l 层图像矩阵 G_l 可以这样构造^[7]

$$G_l = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) \quad (4)$$

$$0 < l \leq N \quad 0 \leq i < u \quad 0 \leq j < v$$

式中: N 为对比度塔的总层数; u 和 v 分别为第 l 层图像的列数和行数; $w(m, n)$ 为一个窗口函数

$$w = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $m \in [-2, 2]$ 、 $n \in [-2, 2]$ 满足以下约束条件:

(1)可分离性,即 $w(m, n) = w(m)w(n)$;

(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 $w(-2) + w(2) + w(0) = w(-1) + w(1)$ 。

对 G_l 引入放大算子 expand ,即

$$G_l^* = \text{expand}(G_l) \quad (6)$$

与式(4)对应, G_l^* 定义为

$$G_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_l' \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right) \quad (7)$$

$$0 < l \leq N \quad 0 \leq i < u \quad 0 \leq j < v$$

式中

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

图像某个位置的对比度定义为

$$C = (g - g_b) / g_b = g / g_b - 1 \quad (8)$$

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。图像的对比度塔分解为^[1-2]

$$C_l = \frac{G_l}{G_{l+1}^*} = \frac{G_l}{\text{expand}(G_{l+1})} - I \quad \left. \begin{array}{l} 0 \leq l < N \\ C_N = G_N \quad l = N \end{array} \right\} \quad (9)$$

式中: C_l 表示图像对比度塔分解的第 l 层; G_l 表示图像高斯塔的第 l 层; I 表示单位灰度图像。

将式(9)进行变换可以得到对比度塔重构公式

$$G_l = \left. \begin{array}{l} G_N = C_N \quad l = N \\ G_l = (C_l + I) \text{expand}(G_{l+1}) \quad 0 \leq l < N \end{array} \right\} \quad (10)$$

3 克隆选择加权 Wedgelets 变换和小波变换融合

3.1 Wedgelets 逼近

Wedgelets 是 Donoho^[6] 提出的一种方向信息检测模型。如图 1 所示,每个 Wedgelets 都可以简单地表示某个局部区域的直线边缘。4 个参数可以表示一个块上的 Wedgelets($S; v_1, v_2, m_a, m_b$),其中 l 为局部边缘, S 为局部边界, (v_1, v_2) 为 S 与 l 的交点表示 l 的方向, l 两侧的区域用 m_a, m_b 表示。

多尺度 Wedgelets 分析包括两个部分:Wedgelets 分解和 Wedgelets 表示^[8]。Wedgelets 变换就是利用 Wedgelets 基函数自适应地逼近图像。令 $S_{j,k}$ 表示图像上尺度为 j 、位置为 k 的正方形块, $S_{j,k}$ 被 l

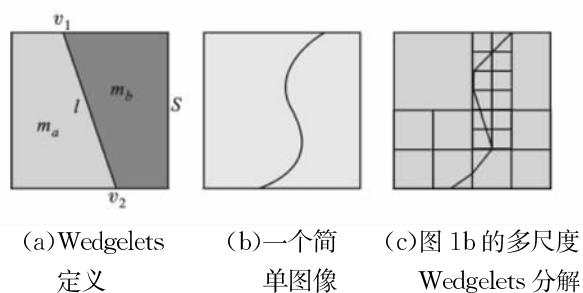


图1 Wedgelets 示意图

划分成区域 m_a 和 m_b , 则相应图像区域内灰度值的均值 c_a, c_b 可由下式得到

$$\left. \begin{aligned} c_a &= \text{ave}(W(S_{j,k}) | m_a) \\ c_b &= \text{ave}(W(S_{j,k}) | m_b) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: 函数 $\text{ave}(\cdot)$ 为计算相应区域内各像素点的均值; W 为二进正方形 $[0, 1]^2$; $S_{j,k} \in [0, 1]^2$.

3.2 Wedgelets 变换和小波变换混合方法

Wedgelets 能较好地逼近线奇异目标, 保持其边缘特征, 同时平滑了同质区域, 小波对纹理区域逼近效果比较明显. 本文结合 Wedgelets 和小波变换的优点, 首先对原图像采样, 剖分成 4 个矩阵

$$\left. \begin{aligned} x_1 &= X((i+1)/2, (j+1)/2) \\ x_2 &= X((i+1)/2, j/2) \\ x_3 &= X(i/2, (j+1)/2) \\ x_4 &= X(i/2, j/2) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: X 为原始图像; i, j 分别为原始图像的行列数; $x_1 \sim x_4$ 为采样矩阵.

对每个矩阵分别进行小波逼近和 Wedgelets 逼近. 在 Wedgelets 变换之前, 先将矩阵所有像素值除以该矩阵最大值, 然后用 Wedgelets 基函数自适应地逼近均值缩小的矩阵, 最后将逼近的 Wedgelets 基乘以矩阵最大值, 保持原始矩阵的均值大小. 由于 Wedgelets 变换和小波变换在图像不同区域具有不同的优势, 本文对两种逼近结果进行加权平均, 既保持了图像的纹理特征, 又保持了较强的边缘信息. 如果将每一个矩阵再继续剖分, 则可进行下一级尺度的分析. 图像重构时, 只需对式(12)进行逆变换即可. 变换流程如图 2 所示.

3.3 免疫克隆选择算法优化权值

在寻优问题中, 传统的遗传算法容易陷入局部最小, 且收敛速度慢, 而免疫克隆选择(ICS)算法作为一种新的全局优化搜索算法^[9-10], 吸取了遗传算法并行搜索的优点, 保持了种群多样性, 抑制了早熟现象. 本文利用 ICS 算法优化权值的问题可以描述为: 对加权 Wedgelets 和小波混合变换方法中的权

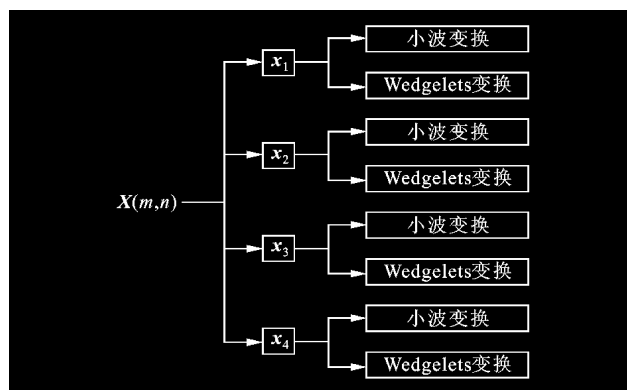


图2 Wedgelets 与小波混合变换流程

值进行优化, 使得亲和度最大. 若 Wedgelets 变换权重为 α , 则小波变换权重为 $1-\alpha$. 亲和度采用第 1 节中 3 项评价指标(规范化后)之和度量, 用 Q 表示. 寻找使 Q 最大的个体作为最终的 Wedgelets 和小波变换权值, 如图 3 所示. 具体实现步骤如下.

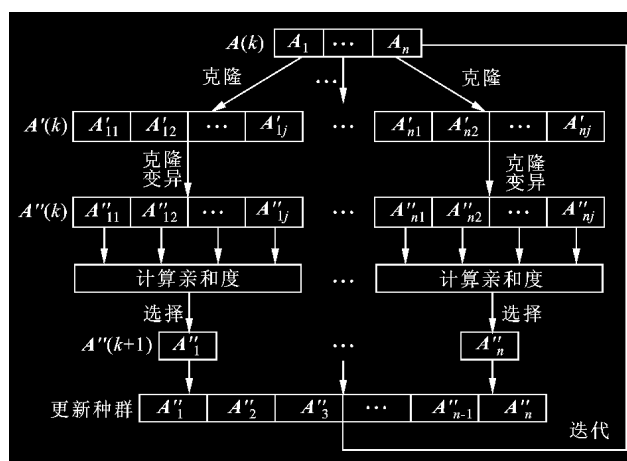


图3 ICS 算法流程图

(1) 初始化. 选择初始权值种群 $A(0) = [0.1, 0.2, \dots, 1.0]$, 其中的每一个元素都可以看成是一个染色体. 初始代数 $k=1$, 设定最大迭代次数 $G=20$.

(2) 停机判断. 判断是否满足终止条件, 即是否完成设定的迭代次数, 若完成迭代次数, 则终止迭代, 确定由当前较优个体构成的种群为最优种群, 转向步骤(8), 否则执行步骤(3).

(3) 克隆. 对当前的第 k 代父本种群 $A(k)$ 进行克隆操作, 得到 $A'(k)$.

(4) 变异. 采用均匀变异方法, 对 $A'(k)$ 进行变异操作, 得到 $A''(k)$.

(5) 计算亲和度值. 计算每个个体的亲和度值 Q .

(6) 克隆选择. 若存在变异后的个体 b , 使得 $Q(b) = \max(Q(\cdot))$, 则选择个体 b 进入新的父代群体.

(7) $k=k+1$, 转向步骤(2).

(8) 在最优种群中寻找最优个体. 按照当前种群中每个个体计算其亲和度值 Q , 找到使 Q 取得最大值的个体, 确定其为最终权值.

引理 1^[11] 简单克隆选择算法的抗体种群序列以概率 1 收敛到最优解.

引理 1 保证了本文利用 ICS 算法可以找到最优权值. 抗体群的状态转移的随机过程如图 4 所示.

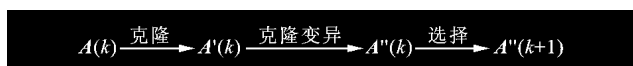


图 4 抗体种群状态转移随机过程

3.4 基于对比度塔和克隆选择加权 Wedgelets 和小波变换的融合算法

(1) 初始化. 假设输入的 2 幅待融合图像分别为 F_1 和 F_2 , 设对比度塔的分解层数为 4 层.

(2) 对比度塔分解. 分别对 F_1 和 F_2 进行分解, 得到 2 幅分解图像 P_1 和 P_2 .

(3) 加权变换. 按照 3.2 节构造的 Wedgelets 和小波混合变换方法, 分别对图像 C_1 和 C_2 进行加权变换, 利用 3.3 节克隆选择算法优化权值 α , 得到最优权值 α_1 , 按照该权值进行混合变换, 分别得到 2 组变换系数 C_1 和 C_2 .

(4) 融合. 按照模极大值的融合规则, 求得变换域中的融合系数, 记为 C .

(5) 混合变换重构. 根据融合系数 C 进行 Wede-

gelets 和小波变换重构, 得到重构结果 R .

(6) 对比度塔重构. 按照式(10), 将变换结果 R 进行重构, 得到最终融合结果 F .

4 仿真实验及分析

4.1 仿真实验

本文分别对多聚焦图像和遥感图像进行了融合实验, 见图 5 和图 6. 在小波变换方法中, 采用“db8”小波, 分解层数为 3 层. 在各种方法中, 均采用模极大值的融合规则.

4.2 实验分析

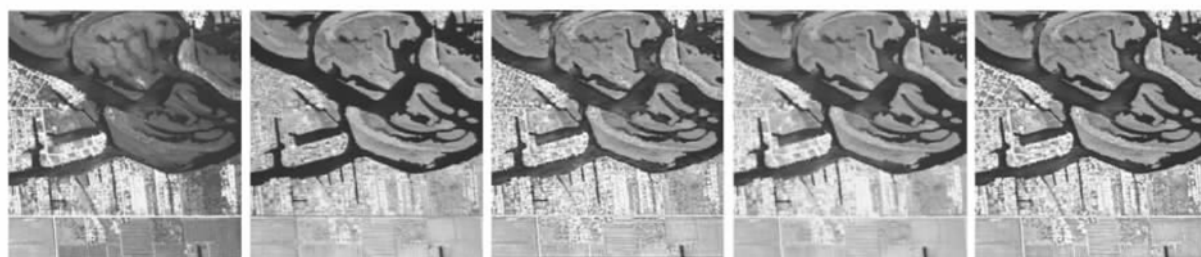
从图 5 可以看出: 由小波变换方法得到的融合结果方形表盘的上边缘有“振铃”现象; Wedgelets 变换方法得到的融合结果虽然克服了边缘“振铃”现象, 但视觉效果不及小波变换方法, 纹理细节不够丰富, 对比度较差; 本文方法结合了 Wedgelets 分析和小波分析各自的优点处理不同特征的图像区域, 并且预先采用对比度塔调整图像对比度, 使融合结果不仅较好地重构了源图像的细节信息, 克服了边缘“振铃”现象, 而且融合图像的清晰度比较高.

从数值分析结果(表 1、表 2)可以看出: 融合图像信息熵值普遍高于源图像, 本文方法的融合结果信息熵略低于小波方法, 但并没有影响融合图像的视觉效果; 本文方法得到的图像平均梯度值比小波和 Wedgelets 方法分别提高了 0.31 和 3.27, 图像灰度值标准差分别提高了 2.27 和 3.93, 说明融合图像



(a)多聚焦图像 1 (b)多聚焦图像 2 (c)小波变换融合 (d)Wedgelets 融合 (e)本文方法融合

图 5 几种方法对多聚焦图像的融合结果



(a)遥感图像 1 (b)遥感图像 2 (c)小波变换融合 (d)Wedgelets 融合 (e)本文方法融合

图 6 几种方法对遥感图像的融合结果

更好地反映了图像的细节特征,这对于图像的后续处理,例如目标的自动分类和识别都是十分有利的。

表1 多聚焦图像融合数值结果比较

图像	E	$\bar{g}$	S_{std}
图5a	4.837 0	3.199 4	51.046 8
图5b	4.799 5	2.334 2	51.305 8
图5c	5.142 9	3.747 3	51.999 4
图5d	5.050 6	2.175 7	51.326 6
图5e	5.099 0	3.838 6	53.333 8

表2 遥感图像融合数值结果比较

图像	E	$\bar{g}$	S_{std}
图6a	3.774 1	8.968 9	65.237 5
图6b	3.780 6	8.274 0	66.416 0
图6c	4.967 0	11.597 7	65.606 3
图6d	4.896 9	7.248 5	62.973 7
图6e	4.866 7	12.122 9	68.817 1

5 结束语

本文在多分辨分析的基础上,构造了多尺度对比度塔.在不同的对比度序列图像上,利用加权Wedgelets变换和小波变换融合.该方法充分考虑到了小波分析和Wedgelets分析的各自优势,并将ICS算法引入到图像融合中,不仅较好地实现了图像融合,而且为实现多学科融合提供了一种尝试和手段.仿真实验证明,本文提出的方法具有一定的有效性和鲁棒性.

参考文献:

- [1] Toet A. Multiscale contrast enhancement with applications to image fusion [J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026-1031.
- [2] Toet A. Hierarchical image fusion [J]. Machine Vision and Applications, 1990, 3(1): 1-11.
- [3] 蒲恬, 方庆喆, 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 Qingzhe, Ni Guoqiang. Contrast-based multiresolution image fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 116-118.
- [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 Guixi, Yang Wanhai. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation [J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(11): 927-934.
- [5] 郑林, 韩崇昭, 左东广, 等. 基于方向可调滤波器的含噪图像融合算法 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(12): 1236-1239.
Zheng Lin, Han Chongzhao, Zuo Dongguang, et al. Fusion algorithm of noised images based on steerable filters [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(12): 1236-1239.
- [6] Donoho D L, Huo X M. Wedgelets: nearly-minimax estimation of edges [J]. Annals of Statistics, 1999, 27(3): 857-897.
- [7] 张新曼, 韩九强. 基于视觉特性的多尺度对比度塔图像融合及性能评价 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(4): 380-383.
Zhang Xinman, Han Jiuqiang. Image fusion of multi-scale contrast pyramid-based vision feature and its performance evaluation [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(4): 380-383.
- [8] Romberg J K, Wakin M, Baraniuk R. Multiscale wedgelet image analysis: fast decompositions and modeling [C]// Proceeding of International Conference on Image Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2002: 585-588.
- [9] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望 [J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540-1548.
Jiao Licheng, Du Haifeng. Development and prospect of the artificial immune system [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1540-1548.
- [10] 王孙安, 郭子龙. 混沌免疫模糊聚类算法在图像边缘检测中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(7): 712-716.
Wang Sun'an, Guo Zilong. Application of a novel fuzzy clustering method based on chaos immune evolutionary algorithm for edge detection in image processing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004, 38(7): 712-716.
- [11] 刘若辰, 杜海峰, 焦李成. 一种免疫单克隆策略算法 [J]. 电子学报, 2004, 32(11): 1880-1884.
Liu Ruochen, Du Haifeng, Jiao Licheng. An immune monoclonal strategy algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(11): 1880-1884.

(编辑 刘杨)