

# 基于 CP 和多小波 HMT 模型的 克隆选择遥感图像融合

金海燕<sup>1),2)</sup> 焦李成<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(西安理工大学计算机科学与工程学院 西安 710048)

<sup>2)</sup>(西安电子科技大学智能信息处理研究所 西安 710071)

**摘 要** 如何得到有效的融合系数是图像融合的关键. 文中从图像的统计特性出发, 构造了对比度塔(CP)和 GHM 多小波, 建立了多小波 HMT 模型以捕获多小波系数之间的相关性. 同时, 将进化计算思想——免疫克隆选择(ICS)算法引入到图像融合处理中, 用来优化融合系数, 较好地实现了多传感器遥感图像的融合. 仿真实验证明, 与传统的小波变换和多小波变换方法相比, 文中方法得到的融合图像有效地保留了图像的细节和纹理信息, 图像的信息熵值保持在较高水平, 平均梯度值比小波变换和多小波变换方法平均分别提高了 1.3 和 2.3, 标准差值平均分别提高了 8.0 和 8.8.

**关键词** 图像融合; 免疫克隆选择; 多小波变换; HMT 模型; CP 分解

中图法分类号 TP391

DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.01434

## Clonal Selection Remote Sensing Image Fusion Based on CP and Multiwavelet HMT Models

JIN Hai-Yan<sup>1),2)</sup> JIAO Li-Cheng<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Computer Science & Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

<sup>2)</sup>(Institute of Intelligent information processing, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract** How to obtain efficient fusion coefficients is the key problem in image fusion processing. In terms of the statistical characteristic of images, CP decomposition and GHM multiwavelets are constructed and using multiwavelet domain HMT models to capture the dependencies of coefficients in this article. Furthermore, the evolution computation idea — Immune clonal selection (ICS) algorithm is introduced to optimize the fusion coefficients for better fusion results. Fusion performance is evaluated through subjective inspection, as well as objective fusion performance measurements. Results clearly demonstrate the superiority of this new approach when compared to conventional wavelets and multiwavelet systems as information entropy (IE) values keep at a high level, and average grads (AG) values increase averagely about 1.3 and 2.3, respectively and standard differences (STD) values increase averagely about 8.0 and 8.8, respectively.

**Keywords** image fusion; immune clonal selection; multiwavelet transform; HMT models; CP decomposition

## 1 引 言

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. 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医学图像处

理、遥感图像处理和天气预报等领域中。多传感器遥感图像提供了地物不同电磁波段、不同时相、不同入射角、不同成像机理、不同空间分辨率的信息,由于这些信息可以互相补充,因此多传感器遥感图像融合可以弥补单一传感器获取图像信息的不足。所以,对遥感图像的融合研究更具有十分重要的意义。

图像融合通常在以下 3 个层次上进行:像素级、特征级和决策级。目前,大部分的融合研究都集中在像素级。融合的方法主要有:简单的图像融合方法、基于塔形变换的方法<sup>[1-2]</sup>、基于小波变换的方法<sup>[3]</sup>等。简单的图像融合方法采用的融合规则就是直接对像素进行选择、平均或加权平均等操作,通常得不到满意的结果。Toet<sup>[4]</sup>首先提出了基于比率塔分解的融合方法,其融合规则是基于像素的简单选择,但融合效果不够理想。基于单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。小波基在表示图像边缘的线奇异性时,并不是最优基。因此,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,处理后的图像边缘有“振铃”现象。

自从最早的由 Geronimo、Hardin 和 Massopust 成功构造 GHM 多小波以来,多小波以其独特的魅力引起了许多研究者的浓厚兴趣,这主要是因为它既保持了单小波的诸多优点,又克服了单小波的缺陷,而且它把十分重要的正交性、光滑性、紧支性、对称性等完美地结合了起来<sup>[5-6]</sup>。与单小波不同,多小波基是由多个小波母函数经过伸缩平移生成,并对应有多个尺度函数。采用单小波对信号进行处理时,可以直接对采样信号进行分解和重构,而多小波则要在分解前先对信号进行预处理,然后还需对处理后的信号进行分解,最后对重构信号进行后处理才能得到恢复信号。我们研究了多小波的特点,将其应用到图像融合中。同时,利用隐马尔可夫树(HMT)模型捕获多小波系数之间的相关性。为了寻找最优的融合系数,我们将进化计算思想——免疫克隆选择(ICS)算法引入到图像融合处理中,以优化融合系数。ICS 算法作为一种新的全局优化搜索算法,在算法实现上兼顾了全局搜索和局部搜索,通过接种疫苗和计算适应度函数,使算法快速收敛,同时保证了解的多样性,抑制了早熟现象。本文根据人眼的视觉特性,利用对比度塔(CP)调节图像对比度值,将不同的 CP 序列在空间分辨率的不同层次进行多小波变换,建立了多小波 HMT(MWHMT)模型,并利用 ICS 算法根据亲合度值的大小优化融合系数,

达到了较好的融合效果。

本文第 2 节构造 CP 分解,给出 GHM 多小波变换,建立 MWHMT 模型;第 3 节介绍 ICS 的思想,分析 ICS 机理;第 4 节给出基于 CP 和 GHM 多小波 HMT 模型的 ICS 融合算法(ICS-CPMWHMT)的实现步骤;第 5 节给出仿真实验和数值结果,并进行简要分析;最后总结全文,给出进一步的研究方向。

## 2 基于 ICS-CPMWHMT 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 CP 结构。与拉普拉斯塔(Laplacian Pyramid)<sup>[7]</sup>的构造类似,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

$$G_l = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n), \\ 0 < l \leq N, 0 \leq i < C_l, 0 \leq j < R_l \quad (1)$$

其中,  $N$  为塔的总层数,  $C_l$  和  $R_l$  分别为塔第  $l$  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  $w(-2) + w(2) + w(0) = w(-1) + w(1)$ 。

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  $5 \times 5$ , 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:

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

其中,

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

图像的对比度定义为

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

其中,  $g$  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<sup>[4]</sup>

$$\begin{cases} C_l = \frac{G_l}{G_{l+1}^*} = \frac{G_l}{\text{Expand}(G_{l+1})} - I, & 0 \leq l < N \\ C_N = G_N, & l = N \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $C_l$  表示 CP 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 CP 重构公式如下:

$$\begin{cases} G_N = C_N, & l = N \\ G_l = (C_l + I) \text{Expand}(G_{l+1}), & 0 \leq l < N \end{cases} \quad (7)$$

从  $CP(C_N, C_{N-1}, \dots, C_0)$  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 MWHMT 模型

2.2.1 多小波变换 (Multiwavelet Transform)

多小波与单小波不同, 在进行变换之前需要预滤波. 预滤波的目的是为了消除多小波的不恰当离散性<sup>[8-11]</sup>. 预滤波完成后, 才能进行相应的多个小波变换. 同理, 完成多个小波重构后, 还要进行后滤波才能实现完整的多小波重构.

多小波是由  $S \geq 2$  的尺度函数  $\{\phi_k(x)\}_{1 \leq k \leq S} \in L^2(R)$  和相应的小波函数  $\{\psi_k(x)\}_{1 \leq k \leq S} \in L^2(R)$  伸缩平移生成. 设  $H_k = \{H_k\}_{0 \leq k \leq L-1}$  和  $G_k = \{G_k\}_{0 \leq k \leq L-1}$  为相应的第  $k$  个  $S \times S$  滤波器矩阵,  $\phi(x) = (\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_S(x))^T$  和  $\psi(x) = (\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_S(x))^T$  分别为尺度函数矢量和 小波函数矢量, 则多小波变换表示为

$$\begin{bmatrix} \phi_1(x) \\ \phi_1(x) \\ \vdots \\ \phi_S(x) \end{bmatrix} = 2 \sum_{k=0}^{L-1} H_k \begin{bmatrix} \phi_1(2x-k) \\ \phi_1(2x-k) \\ \vdots \\ \phi_S(2x-k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \psi_1(x) \\ \psi_1(x) \\ \vdots \\ \psi_S(x) \end{bmatrix} = 2 \sum_{k=0}^{L-1} G_k \begin{bmatrix} \phi_1(2x-k) \\ \phi_1(2x-k) \\ \vdots \\ \phi_S(2x-k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $\{\phi_k(x)\}_{1 \leq k \leq S}$  的整数平移是相互正交的, 且  $\{\psi_k(x)\}_{1 \leq k \leq S}$  的二进伸缩和平移构成了  $L^2(R)$  的一个正交基. 多小波分解流程如图 1 所示.

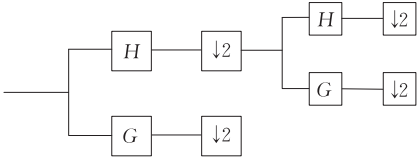


图 1 多小波分解流程

2.2.2 预滤波

(1) 行预滤波

在进行行预滤波时, 首先保持输入信号  $x(m, n)$  的列不变, 对  $x(m, n)$  进行隔行采样, 生成的两个矩阵为  $[a_{m, (2n-1)}]$  和  $[a_{m, 2n}]$ ,  $1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N/2$ . 行滤波的表达式为

$$\sum_k Q(k) \begin{bmatrix} a_{m, (2n-1)} \\ a_{m, 2n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{m, n} \\ b_{m, (N/2+n)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

(2) 列预滤波

在进行列预滤波时, 行保持不变, 对  $b_{m, n}$  和  $b_{m, (N/2+n)}$  进行隔列采样, 生成两个矩阵  $[b_{2m-1, n}]$  和  $[b_{2m, n}]$ ,  $[b_{(2m-1), (N/2+n)}]$  和  $[b_{2m, (N/2+n)}]$ ,  $1 \leq m \leq M/2, 1 \leq n \leq N/2$ . 列预滤波的结果是  $c_{1,1}, c_{1,2}, c_{2,1}, c_{2,2}$ . 即

$$\sum_k Q(k) \begin{bmatrix} b_{2m-1, n} \\ b_{2m, n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{m, n} \\ c_{(M/2+m), n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (c_{1,1})_{m, n} \\ (c_{1,2})_{m, n} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\sum_k Q(k) \begin{bmatrix} b_{2m-1, (N/2+n)} \\ b_{2m, (N/2+n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{m, (N/2+n)} \\ c_{(M/2+m), (N/2+n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (c_{2,1})_{m, n} \\ (c_{2,2})_{m, n} \end{bmatrix} \quad (12)$$

2.2.3 图像的多小波变换

图像是二维信号,我们用  $N \times N$  矩阵表示原始图像  $I_0(x,y)$ ,则图像的多小波分解过程如下<sup>[12]</sup>:

1. 对  $I_0$  中的每一行数据进行预处理可以得到  $I_1$ ,则  $I_1$  中每一行前一半数据为与第 1 个尺度函数对应的系数,后一半数据为与第 2 个尺度函数对应的系数;
  2. 对  $I_1$  中的每一列数据进行预处理可以得到  $I_2$ ,则  $I_2$  中每一列前一半数据为与第 1 个尺度函数对应的系数,后一半数据为与第 2 个尺度函数对应的系数;
  3. 对  $I_2$  中的每一行数据进行一维多小波变换得到  $I_3$ ;
  4. 对  $I_3$  中的每一列数据进行一维多小波变换得到  $I_4$ ;
- 上述 4 步完成了一级二维多小波分解,最终得到的  $I_4$  形式如式(13):

$$\begin{bmatrix} L_1L_1 & L_2L_1 & H_1L_1 & H_2L_1 \\ L_1L_2 & L_2L_2 & H_1L_2 & H_2L_2 \\ L_1H_1 & L_2H_1 & H_1H_1 & H_2H_1 \\ L_1H_2 & L_2H_2 & H_1H_2 & H_2H_2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

上式中,将  $I_4$  分成了若干块,例如, $H_2L_1$  表示在水平方向上经第一个尺度函数对应的低通滤波器滤波,在垂直方向上经第二个尺度函数对应的高通滤波器滤波后得到的多小波系数。

5. 若进行多级多小波分解,只需要将  $\begin{bmatrix} L_1L_1 & L_2L_1 \\ L_1L_2 & L_2L_2 \end{bmatrix}$  部分按上述方式继续分解即可.多小波各频带分布和系数调整示意图分别如图 2 和图 3 所示.

$L_1L_1$	$L_1L_2$	$L_1H_{1(2)}$	$L_1H_{2(2)}$	$L_1H_1$	$L_1H_2$
$L_2L_1$	$L_2L_2$	$L_2H_{1(2)}$	$L_2H_{2(2)}$		
$H_1L_{1(2)}$	$H_1L_{2(2)}$	$H_1H_{1(2)}$	$H_1H_{2(2)}$	$L_2H_1$	$L_2H_2$
$H_2L_{1(2)}$	$H_2L_{2(2)}$	$H_2H_{1(2)}$	$H_2H_{2(2)}$		
$H_1L_1$		$H_1L_2$		$H_1H_1$	$H_1H_2$
$H_2L_1$		$H_2L_2$		$H_2H_1$	$H_2H_2$

图 2 多小波分解各频带分布示意图

GHM 多小波系统中,采用的低通滤波器  $h_i$  和高通滤波器  $g_i(i=0,1,2,3)$  分别见式(14)~(17):

$$h_0 = \begin{bmatrix} 3\sqrt{2}/10 & 4/5 \\ -1/20 & -3\sqrt{2}/20 \end{bmatrix}, h_1 = \begin{bmatrix} 3\sqrt{2}/10 & 0 \\ 9/20 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 9/20 & -3\sqrt{2}/20 \end{bmatrix}, h_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1/20 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$g_0 = \begin{bmatrix} -1/20 & -3\sqrt{2}/20 \\ \sqrt{2}/20 & 3/10 \end{bmatrix}, g_1 = \begin{bmatrix} 9/20 & -\sqrt{2}/2 \\ -9\sqrt{2}/20 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$g_2 = \begin{bmatrix} 9/20 & -3\sqrt{2}/20 \\ 9\sqrt{2}/20 & -3/10 \end{bmatrix}, g_3 = \begin{bmatrix} -1/20 & 0 \\ -\sqrt{2}/20 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

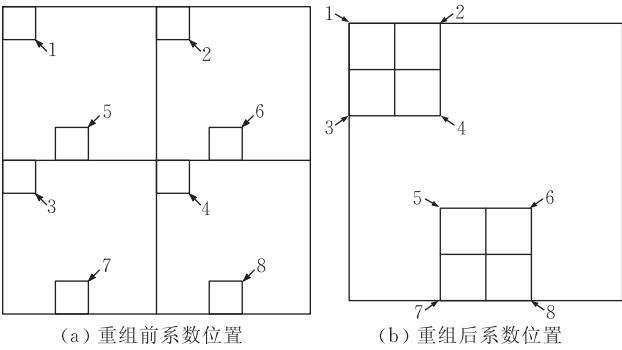


图 3 多小波系数位置重组示意图

根据正交变换的过程及数据,多小波逆变换可逆向求得.图 4 为 Lena 图像的 GHM 多小波分解与重构的一个实例.



图 4 Lena 图像的 GHM 多小波分解与重构

2.2.4 MWHMT 模型

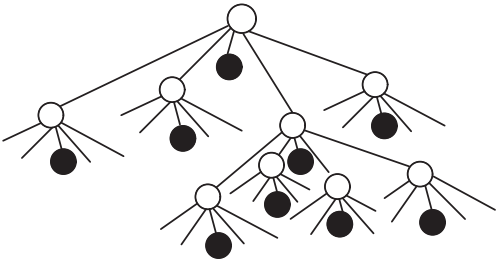
HMT 模型可以有效地捕获图像中的多尺度相关性,它是一个易操作而且实用的概率模型,能有效地刻画系数之间的联合统计特性<sup>[13-15]</sup>.下面我们讨论 MWHMT 模型.在图 5 所示的四叉树结构中,实心点表示多小波系数,空心点表示系数所处的状态,我们做如下约定:以一个指标区分四叉树的不同结点,根结点的系数记作  $m\tau w_1$ ,其状态为  $S_1$ , $p(i)$  表示结点  $i$  的父结点.我们对该模型作以下几点说明:

- (1)独立混合高斯分布.若已知第  $i$  个多小波系数的状态概率,则系数  $m\tau w_i$  的概率密度与其它系数及状态无关.即

$$f_{m\omega_i}(m\omega_i) = \sum_{m=1}^M P_{S_i}(m) f_{m\omega_i|S}(m\omega_i | S_i = m)$$

(18)

其中,  $p_{S_i}(m) = p(S_i = m | \theta)$  表示在已知 HMT 模型参数向量  $\theta$  的情况下, 第  $i$  个多小波系数处于状态  $m$  的概率;  $f_{m\omega_i|S}(m\omega_i | S_i = m) = g(m\omega_i; \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2)$  表示第  $i$  个多小波系数处于状态  $m$  时取值为  $m\omega_i$  的概率, 它服从均值和方差分别为  $\mu_{i,m}$  和  $\sigma_{i,m}^2$  的高斯分布;  $M$  为第  $i$  个多小波系数可能的状态数. 本文取  $M=2$ .



白点代表每一系数所对应的“隐”状态变量S, 黑点代表系数随机变量m\omega

图 5 多小波系数及其状态的四叉树模型

(2) 多小波系数状态的 Markov 依赖性. 任一结点  $i$  处多小波系数的状态仅依赖于其父结点  $p(i)$  处系数的状态. 这种依赖关系用条件概率  $\epsilon_{i,p(i)}^{mr} = p_{S_i|S_{p(i)}}(S_i = m | S_{p(i)} = r)$  表示.

上述参数加上各个结点的状态概率  $p_{S_i}(m)$  构成了 HMT 模型的参数向量, 用  $\theta = \{p_{S_i}(m), \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2, \epsilon_{i,p(i)}^{mr}\}$  表示, 其中均值  $\mu_{i,m}$  取 0. 该模型参数  $\theta$  可以用 EM 算法训练得到. 如果多小波系数  $\widehat{m\omega}$  和模型参数  $\theta$  已知, 还可以通过 Upward-Downward 算法<sup>[10]</sup> 得到各个系数的后验概率  $p(S_i = m | \widehat{m\omega}, \theta)$ .

(3) 多小波系数的联合概率分布. 假设  $\widehat{m\omega}$  的各系数状态已知, 则系数的联合分布可以按式 (19) 求出:

$$f(\widehat{m\omega} | \theta) = \prod_{1 \leq i \leq K} \sum_{m=1}^2 p_{S_i}(m) f_{m\omega_i|S_i}(m\omega_i | S_i = m)$$

(19)

其中,  $\widehat{m\omega}$  表示多小波系数全体,  $K$  为系数个数.

3 ICS 机理

人工免疫系统<sup>[16]</sup>是模拟自然免疫系统功能的一种智能方法, 具有学习记忆功能, 为信息处理提供了新的途径. 它在传统的进化算法的基础上, 引入了亲合度成熟、克隆和记忆机理, 并利用相应的算子保证了算法能快速收敛到全局最优解. 克隆选择学说

认为, 当抗原侵入机体时, 克隆选择机制在机体内选择出能识别和消灭相应抗原的免疫细胞, 使之激活、分化和繁殖, 进行免疫应答以最终消除抗原. 在这一过程中, 克隆的父代与子代之间只有信息的简单复制, 没有不同信息的交流, 无法促进抗体种群进化. 因此, 需要对克隆后的子代做进一步处理. 在人工免疫系统中, 克隆选择是由亲合度诱导的抗体随机映射, 抗体群的状态转移可以表示成图 6 所示的随机过程.

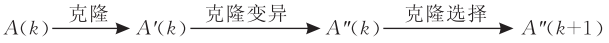


图 6 抗体群状态转移随机过程

根据抗体与抗原的适应度函数  $Aff(\cdot)$ , 解空间中的任意一个点  $a_i(k) \in A(k)$  分裂成了  $q_i$  个相同的点  $a'_i(k) \in A'(k)$ , 经过变异和选择后获得新的抗体群. 上述过程包含了 3 个步骤, 即克隆、变异和选择. 免疫克隆的实质就是在一代进化中, 在候选解的附近, 根据亲合度的大小, 产生一个变异解的群体, 扩大了搜索范围, 从而有助于防止进化早熟和搜索陷入局部极小值.

引理 1<sup>[17]</sup>. 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 ICS 算法的收敛性, 即利用 ICS 算法可以找到最优系数.

4 基于 ICS-CPMWHMT 的图像融合算法

本文以两幅图像融合为例, 假设待融合的两幅图像大小均为  $N \times N$ , 下面我们给出本文方法的实现步骤.

4.1 对比度塔(CP)分解与 GHM 多小波变换迭代算法

1. 初始化. 我们采用 2.1 节构造的窗口函数(式(2))进行 CP 分解, 设定分解层数为 4 层. 输入的两幅待融合图像分别为  $m_1$  和  $m_2$ ;

2. CP 分解. 按照设定的分解层数, 分别对每一幅源图像进行 CP 分解, 得到两幅大小均为  $(N/2^4) \times (N/2^4)$  的 CP 分解图像  $M_1$  和  $M_2$ ;

3. 利用 2.2 节中构造的 GHM 多小波对  $M_1$  和  $M_2$  进行多小波变换, 得到两组变换系数  $M'_1$  和  $M'_2$ ;

4.2 与 HMT 模型结合的迭代算法

HMT 模型参数的精确估计对实际应用而言至关重要. 我们采用 EM(Expectation Maximization) 算法进行迭代.

1. 初始化. 设初始模型估计为  $\theta^0$ , 累计数  $l=0$ ;

2. E 步. 对 4.1 节中由步 3 得到的两组多小波系数  $M'_1$



和  $M'_2$  分别进行训练, 计算每个子系数的  $p(S|mw, \theta^l)$ , 它是隐含状态变化的概率权函数以及  $E_S[\ln f(mw, S|\theta) | mw, \theta^l]$  的最大值;

- 3. M 步. 设  $\theta^{l+1} = \arg \max_{\theta} E_S[\ln f(mw, S|\theta) | mw, \theta^l]$ ;
- 4. 设定收敛阈值为  $10^{-5}$ . 当两次迭代的收敛误差小于  $10^{-5}$  时, 迭代终止. 对迭代  $l = l + 1$  次后得到的子系数建立 HMT 模型, 得到两组训练系数  $c_1$  和  $c_2$ ;
- 5. 根据模极大值的融合规则, 取系数  $c_1$  和  $c_2$  中对应位置元素值较大者构成一组新的系数, 用  $c$  表示.

4.3 与免疫克隆选择优化结合的迭代算法

利用 ICS 算法优化融合系数的问题可以描述为: 对 4.2 节中步 5 得到的系数矩阵  $c$  中的每个元素进行优化, 使得亲合度最大. 这里, 亲合度采用 5.1 节中的融合效果评价方法的三项指标之和度量, 用  $Aff(\cdot)$  表示. 寻找使得总体评价指标  $Aff(\cdot)$  最大的系数矩阵作为最终的融合系数. 具体实现步骤如下 (参见图 7):

- 1. 初始化参数. 将 4.2 节中步 5 得到的系数矩阵  $c$  作为初始种群  $A(0)$ , 其中的每一个元素都可以看成是一个染色体. 设定初始代数  $k=1$ , 最大迭代代数  $GS=10$ ;
- 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, 确定由当前最佳个体构成的种群为算法最终寻找到的最优解, 转向步 8, 否则, 继续步 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. 采用方差为 0.1 的高斯变异, 对  $A'(k)$  进行变异操作, 得到  $A''(k)$ ;
- 5. 计算适应度函数. 计算每个个体的适应度值  $Aff(A''(k))$ ;

- 6. 克隆选择. 在子种群中, 若存在变异后抗体  $b = \max\{Aff(a_{ij}) | j=2, 3, \dots, q_i - 1\}$ , 使得  $Aff(a_i) < Aff(b)$ ,  $a_i \in A(k)$ , 则选择个体  $b$  进入新的父代群体;
- 7.  $k = k + 1$ , 转向步 2;
- 8. 得到最优的融合系数. 按照该组系数进行 GHM 多小波逆变换重构;
- 9. 对步 8 的输出结果进行 CP 重构;
- 10. 输出最终融合结果图像.

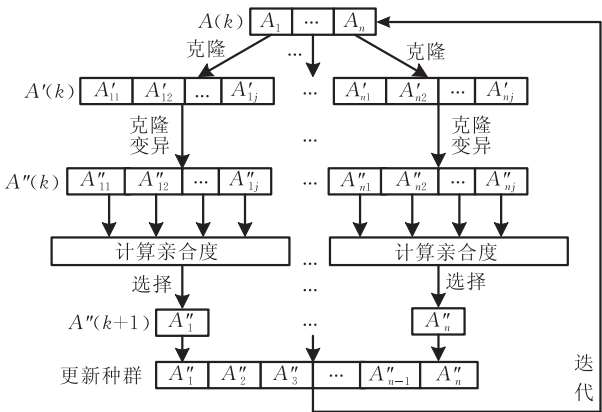


图 7 ICS 算法操作流程

5 仿真实验

为了验证本文方法的性能, 我们选择了两组多传感器遥感图像进行仿真实验, 并与小波方法和多小波变换方法进行了对比, 实验结果如图 8、图 9 所示, 数值结果见表 1、表 2, 图像大小均为  $512 \times 512$ . 在该实验中, 小波变换中采用 “db8” 小波, 小波变换和多小波变换的分解层数均为 3 层.

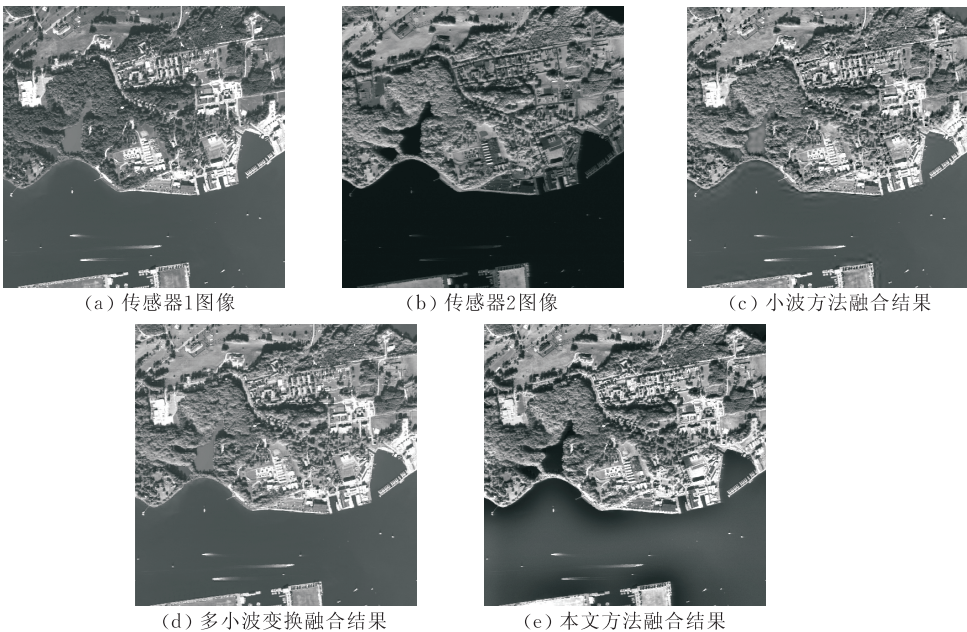


图 8 不同方法对多传感器遥感图像 1 的融合结果

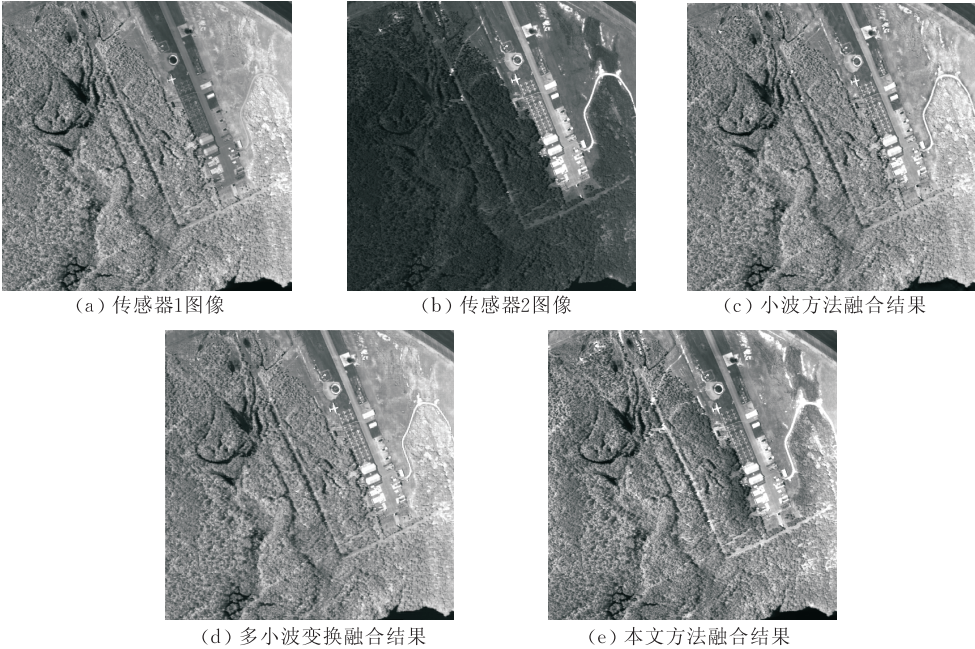


图 9 不同方法对遥感图像 2 的融合结果

5.1 融合图像效果的评价方法

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三项指标来对图像的融合结果进行数值分析.

(1)信息熵. 根据信息论的原理,一幅 8 比特表示的图像,其信息熵  $E$  为

$$E = - \sum_{t=0}^{255} p_t \log_2 p_t \tag{20}$$

其中,  $p_t$  为图像像素灰度值为  $t$  的概率. 信息熵可以客观地评价图像在融合前后信息量的变化. 一般来说,熵越大,表示图像所含的信息越丰富.

(2)平均梯度. 我们用  $\bar{g}$  表示平均梯度,它可以敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力,因此,可以用来评价图像的清晰程度,其计算公式为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_i}\right)^2} / 2 \tag{21}$$

其中,  $f(x, y)$  为图像函数,  $M$  和  $N$  分别为图像的行列数. 一般来说,  $\bar{g}$  越大,图像越清晰.

(3)标准差. 图像的标准差用  $std$  (standard deviation) 表示,它也是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,也可用来评价图像反差的大小,其计算公式为

$$std = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \tag{22}$$

其中,  $\bar{x}$  表示图像像素的均值,  $x_i$  表示图像的像素值. 一般来说,  $std$  越大,表示图像的信息量增加得越多,也可以看出更多的信息.

5.2 仿真实验

5.2.1 多传感器遥感图像融合实验 1

表 1 遥感图像 1 融合数值结果比较			
图像	信息熵	平均梯度	标准差
传感器 1 图像	4.5860	9.9246	48.8004
传感器 2 图像	4.0992	8.4331	50.0079
小波方法融合结果	4.8272	12.3552	52.2246
多小波变换融合结果	4.7625	11.5632	51.7102
本文方法融合结果	5.0810	13.2972	61.7155

5.2.2 多传感器遥感图像融合实验 2

表 2 遥感图像 2 融合数值结果比较			
图像	信息熵	平均梯度	标准差
传感器 1 图像	5.1319	12.2303	41.9638
传感器 2 图像	4.6398	6.0750	39.0856
小波方法融合结果	4.9300	13.2974	43.6416
多小波变换融合结果	5.1269	11.9479	42.4694
本文方法融合结果	5.1311	14.8630	50.1428

5.3 实验结果分析

从视觉效果上分析,小波变换得到的融合结果(图 8(c)、图 9(c)),图像边缘有“振铃”现象,多小波变换得到的融合结果(图 8(d)、图 9(d))纹理细节不

够丰富,而采用本文方法得到的融合结果(图 8(e),图 9(e))较好地重构了源图像的细节信息,清晰度比较高。

从数值结果分析,融合图像的信息熵值都普遍高于原图像,说明融合后图像的信息量有所增加,而且本文方法得到的融合结果,信息熵值保持在较高水平。融合后图像的平均梯度和标准差也都得到了提高,这说明融合图像更好地反映了图像的细节特征。本文方法得到的平均梯度值比小波变换和多小波变换平均分别提高了 1.3 和 2.3,标准差平均分别提高了 8.0 和 8.8,这对于图像的后续处理,例如自动分类和识别都是十分有利的。

综上所述,无论从视觉方面还是从定量的指标方面来评价融合结果,本文方法是有明显优势的。

## 6 结 论

本文在多分辨分析的基础上,构造了 CP 分解和 GHM 多小波,并利用 HMT 模型捕获多小波系数之间的尺度相关性。同时,将 ICS 算法引入到图像融合中,提出了一种 ICS-CPMWHMT 的遥感图像融合方法。仿真实验证明,本文提出的方法是有效的。

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

## 参 考 文 献

- [1] Liu Gui-Xi, Yang Wan-Hai. A multiscale contrast-pyramid-based image fusion scheme and its performance evaluation. *Acta Optica Sinica*, 2001, 21(11): 1336-1342(in Chinese)  
(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. *光学学报*, 2001, 21(11): 1336-1342)
- [2] Pu Tian, Fang Qing-Zhe, Ni Guo-Qiang. Contrast-based multiresolution image fusion. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(12): 116-118(in Chinese)  
(蒲恬, 方庆喆, 倪国强. 基于对比度的多分辨图像融合. *电子学报*, 2000, 12(28): 116-118)
- [3] Liu Gui-Xi, Yang Wan-Hai. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(11): 927-934(in Chinese)  
(刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价. *自动化学报*, 2002, 11(28): 927-934)
- [4] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion. *Optical Engineering*, 1992, 31(5): 1026-1031
- [5] Strela V, Heller P N, Strang G. The application of multi-wavelet filter banks to image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, 8(4): 548-563
- [6] Yang Xiao-Hui, Jiao Li-Cheng, Qi Yu-Tao, Jin Hai-Yan. Multifocus image fusion based on multiwavelet and immune clonal selection. *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 2006, 4222(2): 805-815
- [7] Peter J B, Edward H A. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, 1993, 31(4): 532-540
- [8] Xia Xiang-Gen, Geronimo J S, Hardin D P, Suter B W. Design of prefilterers for discrete multiwavelet transforms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(1): 25-35
- [9] Xia Xiang-Gen. A new prefilter design for discrete multi-wavelet transforms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(6): 1558-1570
- [10] Hsung Tai-Chiu, Lun Daniel Pak-Kong, Ho K C. Orthogonal symmetric prefilter banks for discrete multiwavelet transforms. *IEEE Signal Processing Letters*, 2006, 13(3): 145-148
- [11] Hsung Tai-Chiu, Lun Daniel Pak-Kong, Ho K C. Optimizing the multiwavelet shrinkage denoising. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(1): 240-251
- [12] Feng Qian-Jin, Chen Wu-Fan. Medical image coding based on multiwavelet transform. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2006, 23(1): 20-24(in Chinese)  
(冯前进, 陈武凡. 基于多小波变换的医学图像压缩. *中国医学物理学杂志*, 2006, 23(1): 20-24)
- [13] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(4): 886-902
- [14] Romberg J K, Choi H, Baraniuk R G. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain hidden Markov models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(7): 1056-1068
- [15] Clay S, Lucas C P, Paul S. Varying complexity in tree-structured image distribution models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2): 319-330
- [16] Jiao Li-Cheng, Du Hai-Feng. Development and prospect of the artificial immune system. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(10): 1540-1548(in Chinese)  
(焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望. *电子学报*, 2003, 31(10): 1540-1548)
- [17] Liu Ruo-Chen, Du Hai-Feng, Jiao Li-Cheng. An immune monoclonal strategy algorithm. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(11): 1880-1884(in Chinese)  
(刘若辰, 杜海峰, 焦李成. 一种免疫单克隆策略算法. *电子学报*, 2004, 32(11): 1880-1884)





**JIN Hai-Yan**, born in 1976, Ph. D. .  
Her research interests include intelligent information processing, image denoising and compression, image fusion.

**JIAO Li-Cheng**, born in 1959, professor, Ph. D. super-visor. His research interests include intelligent information processing, image processing and natural computation.

**Background**

Statistical image processing in multiscale transform domain has received widespread attentions in image processing, pattern recognition and computer vision in recent years. In practical remote sensing image fusion applications, the key problem is to obtain efficient fusion coefficients. For 2-D images, the aim of fusion is to extract all the useful information from source images to generate a single image. The fused images should contain integrated information, which is more useful, exact, comprehensive, and reliable for future human of machine perception. At present, most studies are concentrated on the pixel level. The best-known methods are simple fusion method, pyramid-based methods, and wavelet-based methods. In this article, a new approach based on ICS-CPM-WHMT method is presented. Fusion performance is evaluated through subjective inspection, as well as objective fusion performance measurements. Results clearly demonstrate the superiority of this new approach when compared to conven-

tional wavelets and multiwavelet systems as information entropy (IE) values keep at a high level, and average grads (AG) values increase about 1.3 and 2.3, respectively and standard differences (STD) values increase about 8.0 and 8.8, respectively.

This work has been partially supported by National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China under grant No.2001CB309403, Natural Science Foundation of Shaanxi province under grant No.2007F51.

This group has been working on image processing including image fusion, image denoising and image segmentation, etc. for many years. So far, they have obtained some achievements in this area. By the end of 2007, the group has published more than twenty papers in the international proceedings and journals on this topic, among which about ten papers are indexed by SCI and more than ten papers by EI.