

文章编号:1001-9014(2007)06-0419-06

基于DT-CWT的红外与可见光图像自适应融合

杨晓慧, 金海燕, 焦李成

(西安电子科技大学 智能信息处理研究所, 陕西 西安 710071)

摘要:针对低可见光图像和红外图像的特点,提出一种基于DT-CWT的自适应图像融合算法.该算法具有好的平移不变性和方向选择性,更适用于人类视觉.先对源图像作双树复小波变换,充分考虑各尺度分解层的系数特征,对低通子带引入免疫克隆选择,根据统计评价准则定义亲和度函数,自适应获得最优融合权值;对高通子带则根据人类视觉特性定义局部方向对比度,并作为融合准则,突出和增强了各源图像的对比度与细节信息.实验结果表明:与基于小波的融合结果相比较,本文的融合算法自适应性和鲁棒性更强,较好地保护和显示了源图像中的边缘和细节信息,对比度和清晰度都有所提高.

关键词:双树复小波变换;免疫克隆选择;局部方向对比度;红外图像;图像融合

中图分类号:TN911 **文献标识码:**A

ADAPTIVE IMAGE FUSION ALGORITHM FOR INFRARED AND VISIBLE LIGHT IMAGES BASED ON DT-CWT

YANG Xiao-Hui, JIN Hai-Yan, JIAO Li-Cheng

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

Abstract: Aiming at the characteristics of low visible light images and infrared images, a novel adaptive image fusion scheme based on DT-CWT was presented. The technique has good shift-invariance and directional selectivity, and is more suitable for human vision. The DT-CWT was firstly used to perform a multiresolution decomposition of source images. By taking advantage of the characters of the coefficients, the immune clonal selection algorithm was introduced in low-pass subbands and almost optimal fused weights were obtained adaptively. To high-pass subbands, the local directive contrast was defined, which was based on human visual system. And then the contrast of fused images was enhanced and the detail information of source images was protected. The experimental results show that our fused technique is effective and the fused images have a better visual quality than their wavelet counterparts.

Key words: dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT); immune clonal selection (ICS); local directive contrast (LDC); infrared image; image fusion

引言

图像融合是把多个不同传感器获得的同一场景的多幅图像,或同一传感器在不同时刻获得的同一场景的多幅图像,利用信息彼此之间的互补性和冗余性,合成为一幅图像的过程.融合后的图像可以更全面、更精确地描述处理对象,更有利于人类视觉系统和计算机视觉.融合效果直接影响到后继的图像分割、特征提取和目标识别等,因此,图像融合技术现已广泛应用于军事、遥感、计算机视觉和医学图像处理等领域.

近年来,在众多的融合算法中,基于小波变换的多分辨图像融合方法^[1-3]已成为研究的一个热点.在融合过程中,所采用的变换方法和融合规则对图像融合的结果至关重要.基于传统小波的图像融合算法虽然取得了好的效果,但由于基函数平移不变性的缺失,边缘存在“ringing”效应.双树复小波(DT-CWT)是传统单小波的推广,该变换具有平移不变性、好的方向选择性和高效的计算效率^[4-6],因此在图像融合领域较小波更具优势^[7],可以对图像特征点进行精确定位和描述,既能消除“ringing”效应,又可以比较精确地操作方向特征.目前,基于像

收稿日期:2006-10-16,修回日期:2007-04-06

Received date: 2006-10-16, revised date: 2007-04-06

基金项目:国家自然科学基金(60472084)和国家973计划(2001CB309403)资助项目

作者简介:杨晓慧(1978-),女,河南许昌人,西安电子科技大学博士研究生,主要研究方向:多尺度几何分析及其在图像处理中的应用;智能信息处理等.

素的图像融合又分为三类:基于像素的、基于邻域窗口的,以及基于区域的.文献[7]中采用基于邻域窗口的方式,对战场打击前后图片进行融合,取得了好的效果.

本文在 DT-CWT 域,采用基于像素融合方式,提出一种适合于红外与可见光图像的自适应多分辨融合算法.该算法能较好地保持图像中的细节和边缘等重要信息,清晰度和对比度有所提高,从视觉效果和客观指标上都获得了一定的改善,而且具有较好的自适应性和鲁棒性.

1 双树复小波

DT-CWT 是 Kingbury 提出的一种具有平移不变性、良好的方向选择性、有限的冗余和高效的计算效率的小波变换形式. DT-CWT 扩展到二维可以通过两组并行的滤波器组实现,这些滤波器经过严格设计,具有不同的延迟,从而使抽样所产生的混叠现象减少到最小.每组滤波器分别产生一个实的离散小波变换系数集来作为尺度上的实部 u_j 和虚部 v_j ,即,合在一起构成复系数基函数 $z = u_k + jv_k$,这里 j 是虚数单元.基函数的实部和虚部分别关于原点对称和反对称,因此具有正交性,这意味着系数的实部和虚部是不相关的.在二维的情况下,双树复小波的基函数近似模拟了如下形式的复指数函数:

$$h(x, y) = a(x, y)e^{j\varphi(\omega)} \quad (1)$$

这里 $a(x, y)$ 类似于中心在原点缓慢变化的实的高斯窗函数, $\varphi(\omega)$ 是相应子带的中心频率.由于 $a(x, y)$ 变化缓慢,复系数的幅频响应 $|z| = \sqrt{u_k^2 + v_k^2}$ 的大小对于图像的很小的平移是不敏感的,所以在给定的位置和尺度上可以对图像产生更为准确的估计.

DT-CWT 的二分树结构中的两个分树分别对应于复数小波的实部和虚部(1-D 情形),通过设计的两个分树的互补信息恰好使得整个复小波变换具有平移不变性.将其拓展到二维情形后的四个分树通过组合得到的六个复数分量恰好对应图像中多个方向的子带信息.小波和 DT-CWT 的方向特性对比如图 1 所示.

图 1(a)为实小波滤波的 4 层分解的 2-D 冲激响应(提供 3 方向选择滤波,实际只有水平和垂直两个控制方向);图 1(b)为复小波变换的 4 层分解的 2-D 冲激响应(提供 6 个方向选择滤波,从左向右依次是(单位 deg): $-15, -45, -75, 75, 45, 15$),第一行为复小波的实部,第二行为复小波的虚部,第三行给出的是对应的幅频响应图.

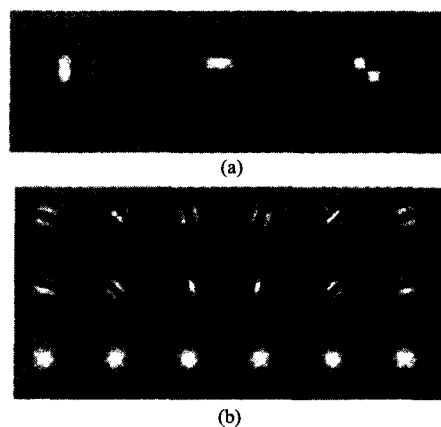


图 1 方向特性对比 (a)小波 (b)双树复小波

Fig. 1 Contrast of direction characteristics (a) wavelet (b) dual-tree complex wavelet

2 基于 DT-CWT 的自适应多分辨图像融合

2.1 免疫克隆选择

人工免疫系统(artificial immune system, AIS)是继进化计算后人工智能的又一新成果.免疫系统的克隆选择函数能通过达尔文的进化论解释为三个主要特征:多样性、变异性和自然选择.1958年 Burnet 等提出了著名的克隆选择学说,这一学说把机体的免疫现象建立在生物学的基础上,生物学抗体克隆选择过程所体现出来的学习、记忆、抗体多样性等生物特征,正是人工免疫系统所借鉴的,而克隆选择算法也正是基于抗体克隆选择这一生物特性而形成的一种新的人工免疫系统方法.克隆选择学说中的免疫细胞体现出自学习、免疫记忆、抗体多样性保持等免疫功能.

免疫克隆选择算法(Immune Clonal Selection Algorithm, ICSA)是一类基于抗体种群迭代的进化类随机搜索算法.和进化算法一样,克隆选择算法也是通过编码来实现与问题无关的搜索.问题解的编码称之为抗体,问题解的优劣用抗体的亲合度来描述. ICSA 的流程是从一个初始的抗体种群出发,通过克隆操作和免疫基因操作,并以亲合度的高低为标准对种群进行迭代进化,直到找到满意的解为止. ICSA 兼顾了全局搜索和局部搜索,有效保持了种群多样性,表现出比进化算法更好的解决问题的潜力.在免疫克隆选择学说的启发下,人工智能领域出现了基于抗体种群进化的克隆选择算法. L. N. De Castro 构造了第一个克隆选择算法,并成功地用于解决模式识别、数值优化和组合优化问题^[8]. 2004年,焦李成等人对免疫克隆作了更多的研究,提出了

基于柯西变异的免疫单克隆策略,并证明了其收敛性^[9].

单克隆选择算子 (MonoClonal Selection Algorithm, MCSA) 包括三个步骤,即克隆、克隆变异和克隆选择. 是由亲和度诱导的抗体随机映射.

(1) 克隆操作 T_c^c

克隆算子的实质是在一代进化中,在候选解的附近,根据亲和度的大小,产生一个新的子群体,从而扩大了搜索范围,定义如下

$$\begin{aligned} A'(k) &= [A'_1(k), A'_2(k), \dots, A'_n(k)] \\ &= T_c^c(A(k)) = [T_c^c(A_1(k)) T_c^c(A_2(k)) \\ &\quad \dots T_c^c(A_n(k))]^T, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $A'_i(k) = T_c^c(A_i(k)) = I_i \times A_i(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$, I_i 为元素为 I 的行向量,称为抗体 A_i 的克隆;即抗体在抗原的刺激下实现了生物的倍增.

(2) 免疫基因操作 T_m^c

免疫基因操作包括交叉和变异,根据生物学单、多克隆抗体对信息交换多样性特点的描述,定义仅采用变异的克隆选择算法称为单克隆算法;交叉和变异都采用的为多克隆选择算法 (Polyclonal Selection Algorithm, PCSA). 免疫学认为,亲和度成熟和抗体多样性的产生主要是依靠抗体的高频变异,而非交叉或重组,因此,在克隆算法中,更强调变异的作用. 这里我们采用仅包含变异操作的单克隆选择算法,称为免疫克隆算法. 变异后的个体为: $A''(k) = T_m^c(A'(k))$.

(3) 克隆选择操作 T_s^c

免疫选择 T_s^c 是从抗体各自克隆后的子群体中选择最优的个体,从而形成新的种群,即 $A(k+1) = T_s^c(A''(k) \cup A(k))$.

因此,免疫克隆选择过程可描述如下

$$C_s: A(k) \xrightarrow{T_c^c} A(k) \xrightarrow{T_m^c} A''(k) \xrightarrow{T_s^c} A(k+1).$$

免疫克隆的实质是在一代进化中,在候选解得附近,根据亲和度的大小,产生一个变异解的群体,从而扩大了搜索范围,有助于防止进化早熟和搜索陷于局部极小值.

2.2 基于双树复小波的局部方向对比度

一般的,图像对比度 C 定义为

$$C = (L - L_B) / L_B = L_H / L_B, \quad (3)$$

式中, L 表示图像局部亮度 (即局部灰度), L_B 表示图像的局部背景亮度 (相当于局部低频分量), 那么 $L_H = L - L_B$ 相当于局部高频分量. 在公式 (3) 中, 在使用不同的滤波器时, 得到的对比度是不同的, 具有

一定的局限性.

本文基于双数复小波多分辨分解的特点, 根据对比度公式 (3) 和小波分解的正交性, 在定义对比度时同时考虑经过多分辨分析得到的图像信号的低频和低频分量, 消除了数据的相关性 (即消除了频域上的混迭), 从而引进了更完备、更合理的局部方向对比度.

双树复小波由于采用两棵独立的并行树同时对输入图像信号作用, 每个分解层得到 6 个高通子带, 子带中的系数为复系数, 复数是无法比较大小的. 设双树复小波的复系数的实部和虚部分别为 $W_R(i, j)$ 和 $W_I(i, j)$, 则在点 (i, j) 的幅度为

$$|W(i, j)| = \sqrt{(W_R(i, j))^2 + (W_I(i, j))^2}, \quad (4)$$

由小波变换的理论知: 小波变换模的平方同函数自身在小波变换域中能量的大小成正比. 这里需要的是待融合的多幅源图像的方向对比度的大小关系, 对系数的模开平方不会影响到其大小关系的对比. 又因为双树复小波变换每个分解层可以得到 6 个高频子带和 2 个低频子带, 因此对双树复小波的系数作如下局部方向对比度的定义

$$\begin{cases} C_{l-1}^1 = |D_{l-1}^1| / |A_{l-1}^1| \\ C_{l-1}^2 = |D_{l-1}^2| / |A_{l-1}^1| \\ C_{l-1}^3 = |D_{l-1}^3| / |A_{l-1}^1| \\ C_{l-1}^4 = |D_{l-1}^4| / |A_{l-1}^2| \\ C_{l-1}^5 = |D_{l-1}^5| / |A_{l-1}^2| \\ C_{l-1}^6 = |D_{l-1}^6| / |A_{l-1}^2| \end{cases}, \quad (5)$$

这里 $|\cdot|$ 表示对复系数求模, D_{l-1}^d ($d = 1, \dots, 6$) 分别表示第 $l-1$ 分解层的 6 个高频子带 (分别对应于角度为 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 等 6 个方向), A_{l-1}^1 和 A_{l-1}^2 分别是对应于正的 3 个方向高频子带和负的 3 个方向高频子带的低频子带, C_{l-1}^d 是基于双树复小波定义的局部方向对比度.

生理学研究表明: 对于黑白图像, 人类视觉系统对图像的局部对比度比较敏感. 通过如上在 DT-CWT 域中局部方向对比度的定义, 在对高频子带进行融合的同时考虑到了低频分量子带信号的影响, 并能反映出图像的高频信息及其相对于背景的亮度.

2.3 融合算法

本节提出基于 DT-CWT 的图像融合算法, 充分考虑各尺度分解层、各个子带的系数特征, 对低通子带和高通子带分别采取不同的融合准则. 对 DT-

CWT 多分辨域的高频子带定义了局部方向对比度,并基于局部方向对比度最大的准则选取融合系数.对低频子带基于 ICOSA 自适应获取最优融合权值,由于大多数的实际获取图像都没有理想对比图像,本文基于评价准则——熵最大定义亲和度函数,并基于最优保留,采用记忆单元来存储当前获得的最优解.

最优保留 (Elitist preserved): 假定 $S^* = \{S^*: f(S_i^*) = \max(f(S_i^*)), l = 1, 2, \dots, \lg_2(N)\}$, 这里 S_i^*, S_{i-1}^* 代表的是第 l 次迭代和第 $l-1$ 次迭代所获取的最优个体, $f(S_i^*)$ 和 $f(S_{i-1}^*)$ 分别是对应的亲和度函数值. 如果 $f(S_i^*) > f(S_{i-1}^*)$, 则 $S_{i-1}^* = S_i^*$ 且 $f(S_{i-1}^*) = f(S_i^*)$.

假定所有的源图像都是经过配准的,如果不是完全校准的,则通过 low-latency 图像弯曲函数可以完成校正. 具体融合算法如下:

Step1. 载入经过配准的源图像;

Step2. 作 4 层双树复小波分解. 假定源图像分别为 I_1 和 I_2 , 逐层记录下每层分解得到的 2 个低频子带和 6 个高频子带, 分别记为 $\{(A_i^{l,t}, D_i^{l,d}) | i = 1, 2; l = 1, \dots, 4; t = 1, 2; d = 1, \dots, 6\}$, 这里 i 表示两幅源图像, l 表示 4 层双树复小波分解, t 和 d 分别表示每个分解层的两个低通子频带和六个高频子带;

Step3. 对每个分解层两幅源图像的相应的细节子带 $D_i^{l,d}$, 按照定义计算其局部方向对比度, 采用取局部方向对比度最大的融合准则作融合, 这里 $cD_1^{l,d}, cD_2^{l,d}$ 和 $cF^{l,d}$ ($l = 1, \dots, 4; d = 1, \dots, 6$) 分别是源图像 I_1, I_2 和融合图像 F 的每个多尺度分解层的 6 个方向子带的 DT-CWT 系数, 对于任意的像素 $x_1 \in cD_1^{l,d}, x_2 \in cD_2^{l,d}, x_3 \in cF^{l,d}$, 有

$$cD_F^{l-1,d}(i,j) = \begin{cases} cD_{1,F}^{l-1,d}(i,j), & \text{if } C_1^{l-1} > C_2^{l-1} \\ cD_{2,F}^{l-1,d}(i,j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (d = 1, \dots, 6)$$

Step4. 对最后一个分解层的低通子带采用免疫克隆选择以获得最优融合权值, 这里 $cI_1^{l,t}, cI_2^{l,t}$ 和 $cI_{cA}^{l,t}$ 分别表示源图像 I_1, I_2 和融合图像 F 的低频子带分量, $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$ 是对应的融合权值.

$$F_{cA}^{l,t} = \alpha cI_1^{l,t} + \beta cI_2^{l,t} \quad (6)$$

Step4.1. 初始化, 在 $[0, 1]$ 区间内作权值预选, 并标示为初始种群, 取克隆代数为 10;

Step4.2. 计算初始种群对应的亲和度函数, 把个体和相应的亲和度值存储在记忆单元中;

Step4.3. 克隆 (clone): 随机克隆初始种群, 取克隆规模为 3;

Step4.4. 变异 (Aberrance): 基于亲和度函数, 比较 3 个子代个体和对应的父代个体的亲和度值, 保存具有较优亲和度的个体至记忆单元 $S: = S_{opt}$;

Step4.5. 重新选择 (Reselection): 返回 4.3 并重复此优化搜索过程直到满足终止条件.

Step5. 把最终获得的最优融合权值代入 (6) 式得到相应的融合子图像;

Step6. 对融合子图像序列作双树复小波逆变换, 重构获得渐进最优融合图像.

3 红外与可见光图像的融合实验

实验采用分解层数均为 4 的双树复小波变换和小波变换作比较. 双树复小波变换第一层使用 13 ~ 19 阶的线性相位双正交滤波器组, 其余层使用 14 ~ 14 阶的 Q-shift 双正交滤波器; 小波变换使用 Db4 (Daubechies-4) 单小波来做融合比较.

笔者采用了多组图像作融合实验, 均得到了一致的结论, 这里仅给出 2 组具有代表性的实验结果, 图 2 和图 3 分别给出 2 个不同场景获取的经过配准的灰度 (0 ~ 255) 图像. 其中图 2 主要含有的是均匀区域和线型特征; 图 3 则含有不同的地理特征, 并含有大量细节和纹理信息. 选用这两幅图像可以比较全面地测试算法对均匀区域、线型特征, 以及细节和纹理等信息的表征能力.

图 2(a) 为可见光图像, 图中背景依稀可见, 但道路模糊不清; 图 2(b) 为同一场景的前视红外图像, 图中道路比较清晰, 特别是上方中央部分可见光图像中几乎不可见的一块亮的目标在这里得到了显示, 但背景的树丛等几乎不可辨认. 实验结果表明: 融合图像都较好地两幅源图像中的互补信息结合在了一起, 但比较可以看出基于小波的融合结果图 2(c) 边缘、边界有比较严重的振荡效应, 而且上方中央部分的目标几乎不可见; 而基于本文算法的融合结果图 2(d) 边缘清晰, 没有边缘效应, 而且背景信息也保持的较好, 上方中央部分的目标也能比较清晰地辨识出来.

图 3 为两幅航空遥感图像, 图 3(a) 为可见光图像, 图中河流和邻近部分对比度比较强, 但房屋、绿地和田地模糊不清; 图 3(b) 为同一场景的红外图像, 图中光谱信息和可见光图像恰好相反. 融合后的图像集合了可见光和红外源图像中有用的互补信息. 对比 2 个融合结果: 基于小波变换的图 3(c) 中的边缘和边界部分, 甚至河流部分都存在明显的振铃效应, 细节部分也较模糊, 造成一定程度上的视觉

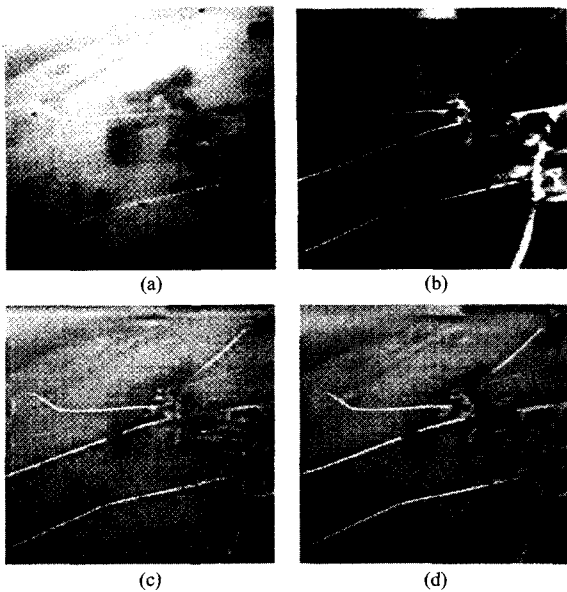


图2 航空辅助图像的融合结果比较(a)可见光图像(b)红外图像(c)Db4小波融合结果(d)双树复小波融合结果
Fig. 2 Comparison of fused results of navigation aid image (a) visible light image (b) thermal infrared image of the same scene (c) fused image by Db4 wavelet (d) fused image by DT-CWT

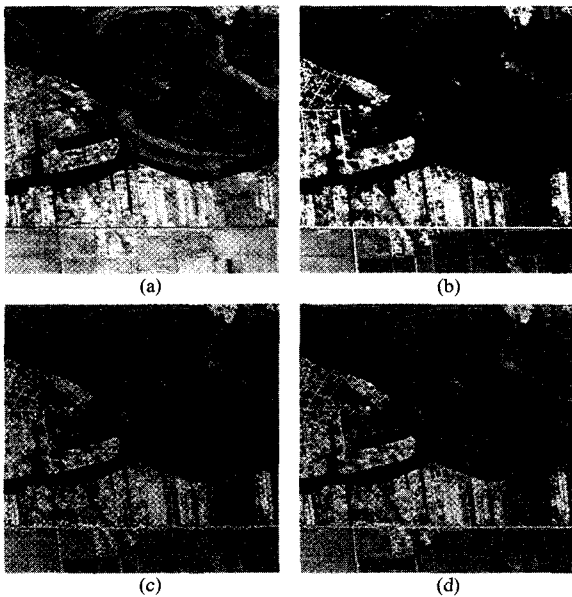


图3 遥感图像的融合结果比较(a)可见光图像(b)红外图像(c)Db4小波融合结果(d)双树复小波融合结果
Fig. 3 Comparison of fused results of remote sensing image (a) visible light image (b) thermal infrared image of the same scene (c) fused image by Db4 wavelet (d) fused image by DT-CWT

模糊;而基于本文算法的融合图像图3(d)的边界效应几乎不可见,图像整体的对比度和清晰度也都有所改善,细节和纹理信息更清晰。

主观视觉感知给出直观对比,但容易受视觉心理因素的影响.下面给出基于客观衡量指标的定量比较,本文采用均值、标准差、信息熵、平均梯度、互信息和清晰度等作全面的衡量。

(1) 均值 (mean value, MV): 图像的均值为图像中像素的灰度平均值,对人眼反映为平均亮度.若 MN 是图像的大小, $I(i, j)$ 是图像中的像素,则均值定义如下

$$MV = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j)$$

(2) 标准差 (Standard deviation, STD): 图像的方差反映了灰度相对于灰度均值的离散情况,标准差是方差的算术平方根,标准差越大,则灰度级分布越分散,定义如下

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [I(i, j) - MV]^2}{NM}}$$

(3) 信息熵 (Information entropy, IE): 图像信息熵是衡量图像信息丰富的一个重要指标,根据 Shannon 信息论的原理,图像的信息熵定义为

$$E = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i$$

其中 P_i 为灰度等于 i 的像素数与总的像素数的比,通过对图像信息熵的比较可以得出图像的细节表现能力.熵的大小反映了图像携带的信息量的多少,熵值越大,说明携带的信息量越大。

(4) 平均梯度 (Average Gradient, AG): 敏感反映图像对微小细节反差和纹理变化特征表达能力的指标,也反映了图像的清晰度.其计算公式为

$$g = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{(M-1)(N-1)} \sqrt{\left[\left(\frac{\partial D_x}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial D_y}{\partial y} \right)^2 \right] / 2}$$

一般地, g 越大,图像层次越多,融合后图像越清晰,融合达到了提高空间分辨率的目的。

(5) 互信息 (Mutual Information, MI): 源图像 A 、 B 和融合图像 F 间的互信息定义为

$$MI((A, B); F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{BAF}(i, j, k) \ln \frac{p_{BAF}(i, j, k)}{p_{BA}(i, j) p_F(k)}$$

其中 $p_{BAF}(i, j, k)$ 为图像 A 、 B 、 F 的归一化灰度直方图.互信息量体现了融合图像从原始图像中提取信息的多少,互信息量愈大,则提取的信息越多。

(6) 清晰度 (Definition): 衡量图像的清晰程度,计算式如下,这里 ΔI_x 和 ΔI_y 分别为图像 I 在 x

表1 基于小波和 DT-CWT 的图像融合结果比较

Table 1 Comparisons of fusion results based on wavelet transform and DT-CWT

测试图像	融合方法	标准测试指标					
		MV	STD	IE	AG	MI	Definition
航拍图像	可见光图像	157.7500	50.2520	5.2704	3.5588	—	6.4442
	红外图像	41.4530	64.5500	4.1077	1.1680	—	14.2629
	Db4 + ICS + LDC	157.7500	60.1980	5.2998	7.5377	2.5141	14.3743
	DT - CWT + ICS + LDC	157.7500	62.4410	5.3955	8.0399	2.6000	15.1555
遥感图像	可见光图像	157.3900	66.4160	3.7806	8.2740	—	16.8068
	红外图像	144.8000	65.2370	3.7741	8.9689	—	17.9420
	Db4 + ICS + LDC	130.3200	62.0900	5.2127	10.6400	3.1356	21.3890
	DT - CWT + ICS + LDC	130.3200	63.4170	5.3124	11.6740	3.3811	23.7620

和 y 方向上的差分

$$\bar{g} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta I_x^2(i,j) + \Delta I_y^2(i,j)}$$

表1给出了同一场景红外与可见光图像的融合结果,分别采用基于小波+免疫克隆+局部方向对比度(DB4+ICS+LDC),以及双树复小波+免疫克隆+局部方向对比度(DT-CWT+ICS+LDC)两种算法作比较.从客观衡量指标的实验数据可看出与视觉效果保持一致:从均值结果可见,基于两种方法的图象的均值一样,说明融合后图像的平均亮度一致;从标准差来看,基于DT-CWT的融合图像的标准差略大于小波,这表明基于本文算法的融合图像的对比特比基于相应的小波的融合结果有所提高;从信息熵的值来看,融合后图像的值都比源图像有所提高,这表明融合图像所含的信息量比对应的源图像都有增加,达到了融合的效果,但基于本文算法的信息熵值最大,这表明图像中所含的信息量最多,融合效果最好.从平均梯度来看,融合后图像比源图像都有所提高,但是基于本文算法的最大,这表明基于本文算法的融合图像的空间分辨率更高,清晰度也更高一些,这从清晰度指标可进一步得到证实;从互信息来看,基于本文算法的指数也要优于基于同样算法的小波的指数.总的来说,基于本文算法的融合图像亮度适中,灰度分布最散,具有更好的对比度和清晰度,且具有更大的信息熵,获得了更适于人类视觉特性的融合效果.

4 结语

本文把免疫克隆选择这种智能优化方法引入双树复小波域,并根据双树复小波域各分解子带的系数特性定义了局部方向对比度,基于此提出一种自适应的红外与可见光图像融合算法.实验表明这种

新的图像融合算法具有较好的鲁棒性,融合后图像的清晰度和对比度都有所提高,细节和纹理更加清晰,且包含有更多的源图像信息.

REFERENCES

- [1] Nunez J, Otazu X, Fors O, et al. Multiresolution based image fusion with additive wavelets decomposition [J]. *IEEE Trans. on Geosci Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1204—1211.
- [2] LIU Gui-Xi, YANG Wan-Hai. Image fusion scheme of pixel-level and multioperator for infrared and visible light images [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘贵喜, 杨万海. 一种像素级多算子红外与可见光图像融合算法. *红外与毫米波学报*), 2001, 20(3): 207—210.
- [3] DENG Lei, CHEN Yun-Hao, LI Jing. Controllable remote sensing image fusion method based on wavelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邓磊, 陈云浩, 李京. 一种基于小波变换的可调节遥感影像融合方法. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(1): 34—38.
- [4] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters [A]. in Proc. 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop [C], 1998, 86—89.
- [5] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties [A]. in Proc. IEEE. on Image Processing, 2000, 2: 375—378.
- [6] Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals [J]. *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 2001, 10(3): 234—253.
- [7] LI Ling-Ling, WANG Hong-Qun, LOU Lian-Tang, et al. A study of shift invariant image fusion and application for battle damage assessment [J]. *Huazhong Univ. of Sci. & Tech* (李玲玲, 王洪群, 娄联堂, 等. 平移不变性图像融合及在打击效果评估中的应用. *华中科技大学学报*), 2006, 34(7): 67—70.
- [8] Castro L D, Zuben F J Y. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239—251.
- [9] JIAO Li-Cheng, DU Hai-Feng. Development and prospect of the artificial immune system [J]. *Acta Electronica Sinica* (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.