

基于 QPSO 和统计特征的红外与可见光图像融合

孙新德, 刘国梅, 薄树奎

(郑州航空工业管理学院 计算机科学与技术系 河南 郑州 450015)

摘要: 为解决红外图像与可见光图像融合中融合图像质量不高问题, 提出了一种结合量子粒子群优化和邻域统计的图像融合方法。红外和可见光源图像经过多尺度分解成为低频和高频子带。对低频子带, 采用系数加权平均的融合策略, 并通过量子粒子群优化方法搜索最优的融合权值; 对于高频子带, 采用受邻域统计信息调制的系数比较取大融合策略, 通过逆变换重构图像得到融合结果。实验结果表明该算法能够很好地将红外图像与可见光图像进行融合, 且融合效果优于其它一些算法。

关键词: 图像融合; QPSO; 邻域统计; 融合策略

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2014)11-0900-05

Fusion Algorithm for Infrared and Visible Light Images Based on QPSO and Neighbor Statistic Features

SUN Xin-de, LIU Guo-mei, BO Shu-kui

(Department of Computer Science and Application, Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management,
Zhengzhou 450015, China)

Abstract: Being aimed at the fusion quality problem of infrared and visible light images with the same scene, a novel fusion algorithm based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) and neighbor statistic features is proposed in this paper. The source images were decomposed with various scales and direction, then many subband coefficients were obtained. For the low frequency subband, the coefficients weighted average fusion strategy was applied, and the optimal weight values were obtained by QPSO. For the high frequency subband, the fusion strategy of coefficients comparison by neighbor statistic feature modulation was proposed. The fusion image was obtained by inverse transform. The experimental results show that the proposed algorithm can fuse infrared and visible images well and acquire better fusion results.

Key words: image fusion, QPSO, neighbor statistic, fusion strategy

0 引言

受图像传感器成像机理和技术条件的限制, 任何单一图像传感器都不可能全面地反映目标的特性, 因而具有一定应用局限性。图像融合就是综合利用各图像传感器得到的不同图像的互补信息和冗余信息, 获得对目标及场景更为全面、准确的图像描述。图像融合技术已经应用在军事、遥感、医学图像处理、自动目标识别、视频监控以及计算机视觉等领域^[1]。

可见光与红外传感器具有不同的成像特点。可见光图像主要反映场景的光谱反射特性, 能较好描

述场景中的边缘与纹理信息, 但容易受环境光照变化的影响。红外图像描述的主要是景物热辐射信号, 在不同光照条件下均能较好地描述热目标的存在性, 但对场景细节的呈现能力差。运用图像融合技术整合两者的成像优势, 可有效提高图像对场景细节与目标的描述能力。鉴于这两类图像传感器在诸多领域都有重要应用, 可见光与红外图像融合已成为图像融合研究的重点。

多尺度分析法是可见光与红外图像融合的主流方法^[2]。一幅图像经过多尺度分解后可以得到多个子带。各个子带反映图像特征的侧重点不同。通常低频子带集中了图像的大部分能量, 决定图像的轮

收稿日期: 2014-07-20; 修订日期: 2014-09-20.

作者简介: 孙新德 (1966-), 男, 河南省汝南县人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为数字图像处理与模式识别。E-mail: sunxinde@zzia.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金项目, 编号: 41001235.

廓;高频子带含有丰富的边缘和细节信息。因此,可以根据不同子带的特点,分别采用不同的规则进行融合,从而提高融合效果。

本文应用智群优化和概率统计方法提出了一种红外与可见光图像融合算法。首先把配准的红外图像和可见光图像分解为多个频带,然后把低频子带进行QPSO优化的加权融合,把高频子带进行基于邻域统计特征的系数比较取大融合。本文把这种融合规则用于红外与可见光图像融合实验,得到了具有更好视觉效果和更优量化指标的融合图像。

1 图像融合算法分析

图像融合规则主要有两类:叠加融合和取舍融合。叠加融合的典型是加权平均策略,基于多尺度分解的图像融合中的低频子带融合常用它。取舍融合的典型是比较取大策略,基于多尺度分解的图像融合中的高频子带融合常用它。

1.1 低频子带系数融合

图像的低频子带决定了图像的轮廓,因此低频子带系数的融合必定是基于能量的融合。最常见的方法是加权平均,见式(1)。

$$\begin{aligned} C_F(m,n) &= w(m,n) \times C_1(m,n) + (1-w(m,n)) \times C_2(m,n) \\ &= C_2(m,n) + (C_1(m,n) - C_2(m,n)) \times w(m,n) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $C_1(m,n)$ 为第一幅图像的低频子带系数; $C_2(m,n)$ 为第二幅图像的低频子带系数; $w(m,n)$ 融合权重系数, $w(m,n) \in [0,1]$, (m,n) 表示低频子图的像素位置。

权重系数 $w(m,n)$ 决定了融合图像质量。为了获得好的融合效果,可以采用优化算法自适应搜索最优的权重系数^[3-4]。这种采用优化算法搜索最优权重系数方法还有一个优点就是不需要拥有源图像的先验知识。量子粒子群优化(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)算法是在经典的粒子群优化(PSO)算法基础上提出的一种具有量子行为的粒子群优化算法,具有高效的全局搜索能力^[5]。本文将QPSO用于低频融合权重系数的优化搜索中,根据图像内容自适应地选取加权平均融合的权重系数。QPSO搜索最优权重系数的过程如下:

1) 初始化。

设定粒子群规模 M 和每个粒子初始位置 X_i (如果低频子带系数个数为 dim , 则 X_i 是 dim 维向量, 即粒子在 dim 维空间飞行)、粒子个体最好位置 $p_{\text{best}i}$, 根据目标函数计算个体最好适应值 $f \cdot p_{\text{best}i}$, 寻找全局最好位置 g_{best} 和适应值 $f \cdot g_{\text{best}}$ 。

2) 设定迭代次数 MT , 定义收缩-扩张系数

$$\alpha = 1.0 - \frac{0.5t}{MT} \quad (t \text{ 为循环变量}), \text{ 计算粒子群中间位置}$$

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{\text{best}i}。$$

3) 迭代。

①计算随机位置 $P = \text{rand} \cdot p_{\text{best}i} + (1 - \text{rand}) \cdot g_{\text{best}}$, rand 是一个归一化随机数向量;

②更新每一个粒子的位置 $X_i = P \pm \alpha \times |m_{\text{best}} - X_i| \cdot \ln(1/\text{rand})$;

③计算每一个粒子新位置的适应值 $f \cdot X_i$;

④用粒子当前适应值与个体最好适应值比较, 判断更新每一个粒子的最好位置和适应值;

⑤用粒子当前最好适应值与全局最好适应值比较, 判断更新全局最好位置和适应值。

4) 寻找经过 MT 次迭代得到的最优的全局最好位置 G_{best} 和适应值 $f \cdot G_{\text{best}}$ 。

G_{best} 向量的元素就是搜索到的 dim 个融合权重系数 $w(m,n)$ 。

使用QPSO搜索低频子带融合最优权重系数时, 目标函数设计是关键, 实际的融合效果主要决定于目标函数。融合图像客观评价指标是目标函数选择的基础。通过比较分析知道, 可以备选的评价指标有图像熵(E)、均方根误差(RMSE)、平均梯度(AG)、梯度结构相似度(GSSM)^[6]等。可以选择一种指标作为目标函数, 也可以选择几个指标的组合作为目标函数。图1是上述几个指标分别作为目标函数时低频子带融合效果的测试结果, 其中的图片分别是源图像和融合图像的低频子图, 多尺度分解用的是单层二维小波分解。从实验结果可以看出, 以梯度结构相似度作为目标函数得到的低频子图效果最好。

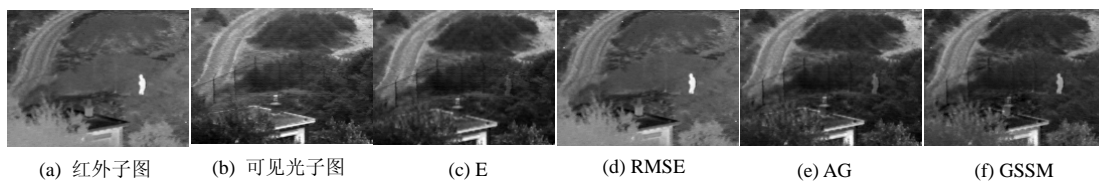


图1 目标函数测试结果
Fig.1 Results of the objective function test

1.2 高频子带系数融合

图像经过多尺度分解后得到的高频子带系数含有丰富的边缘和细节信息。子带系数携带图像信息量与系数大小相关^[7],还与子带系数邻域的系数空间分布有关^[8]。本文制定了综合考虑子带系数大小和邻域系数分布的高频子带系数融合规则。

高频子带中,某系数邻域的系数分布越杂乱,其携带图像信息量就会越大。某系数的邻域系数分布杂乱程度可以用该系数与其邻域系数符号相同的概率来描述。设 $P(m,n)$ 为高频子带系数 $C(m,n)$ 与其邻域内系数具有相同符号的概率,其定义为:

$$P(m,n) = \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega} (\text{sign}(c(m,n)) = \text{sign}(c(i,j)))}{\text{size}(\Omega)} \quad (2)$$

$(i,j) \in \Omega \text{ 且 } (i,j) \neq (m,n)$

即 $P(m,n)$ 等于邻域内与 $C(m,n)$ 符号相同的系数个数除以邻域内总的系数个数。显然,当 $C(m,n)$ 与其邻域内系数符号均相同时 $P(m,n)=1$;当 $C(m,n)$ 与其邻域内系数符号均不相同 $P(m,n)=0$ 。这两种极端情况对应着邻域系数分布杂乱度最低,因此邻域系数分布杂乱度高低与 $P(m,n) \times (1-P(m,n))$ 的大小对应。所以,定义高频子带系数融合参数为:

$$T(m,n) = P(m,n) \times (1-P(m,n)) \times |C(m,n)| \quad (3)$$

$T(m,n)$ 包含了系数自身大小信息和邻域系数分布信息。如果系数 $C(m,n)$ 的 T 较大,则其携带信息量就大,那么其对融合的贡献就应该多。于是,受邻域统计信息调制的系数比较取大的图像融合规则为:

$$C_F(m,n) = \begin{cases} C_i(m,n), & T_i(m,n) \geq T_v(m,n) \\ C_v(m,n), & T_i(m,n) < T_v(m,n) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $C_F(m,n)$ 为融合图像高频系数; $C_i(m,n)$ 为红外图像高频系数; $T_i(m,n)$ 为红外图像高频子带系数融合参数; $C_v(m,n)$ 为可见光图像高频系数; $T_v(m,n)$ 为可见光图像高频子带系数融合参数。

2 图像融合算法流程

本文算法结构如图2所示。

具体描述如下:

1) 对已经配准的红外与可见光图像分别进行单层二维离散小波分解,得到4个子带 c_A 、 c_H 、 c_V 、 c_D 。

2) 运用QPSO算法搜索最优的低频子带融合权重系数 $w(m,n)$ 。

3) 根据式(1)把红外图像的低频子带系数 c_{Ai}

与可见光图像的低频子带系数 c_{Av} 相融合。

4) 根据式(2)和式(3)分别计算红外图像和可见光图像高频子带系数融合参数 $T_i(m,n)$ 和 $T_v(m,n)$ 。

5) 根据式(4)把红外图像的高频子带系数 c_{Hi} 、 c_{Vi} 、 c_{Di} 与可见光图像的高频子带系数 c_{Hv} 、 c_{Vv} 、 c_{Dv} 相融合。

6) 利用融合的低频和高频系数重构融合图像。

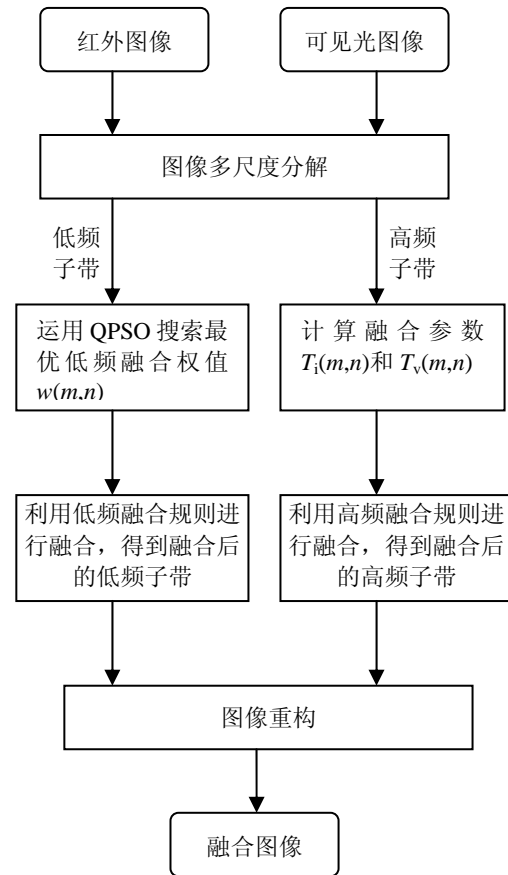


图2 图像融合算法结构图
Fig.2 Diagram of the image fusion

3 融合效果仿真实验与性能评价

为了检验本文算法的有效性,以来自 www.imagefusion.org 的 UN Camp 和 Trees 图像为例,在 Matlab R2006 平台上进行了测试。实验中,图像多尺度分解采用的是单层二维离散小波分解,小波为 db2; QPSO 的种群大小为 20,最大迭代次数为 100,目标函数为梯度结构相似度;像素邻域大小为 4 邻域。

图3和图4分别为基于 UN Camp 和 Trees 图像的融合质量测试结果。其中,(a)是待融合的红外图像,(b)是待融合的可见光图像,(c)是低频系数简单平均、高频系数比较取大(MM 算法)的融合图像,(d)是根据文献[8]算法的融合图像,(e)是根据文献

[10]算法的融合图像, (f)是根据本文算法的融合图像。从测试结果可以看出, 几种算法都很好地保留了可见光图像优势的场景信息和红外图像优势的目标信息。但仔细比较可以看出, 本文方法得到的融合图像能够在目标和场景细节表现上达到更好的平衡, 信息更加丰富。

为了对融合图像质量进行客观评价, 实验引用了4种客观评价指标。它们分别是平均梯度(AG)、信息熵(IE)、平均互信息(MMI)以及平均结构相似度(MSSIM)^[9]。平均梯度(AG)可以敏感地反映图像的微小细节, 还可以反映图像的纹理变换特征, 常用来评价图像的清晰度, 平均梯度越大表示图像越清晰。IE反映融合图像包含信息的丰富程度。MMI则是融合图像分别与两幅源图像互信息(MI)的平均值, 反映从原始图像继承信息的多少。MSSIM是融合图像分别与两幅原始图像SSIM的平均值, 用来衡量融合图像的信息保留程度。AG和IE的计算不需要源图像, MMI和MSSIM的计算需要源图像。

表1是融合图像客观评价指标的实验结果。从表1数据可以看出, 2种图像源的4种算法得到的融合图像各项评价指标非常接近, 说明融合效果都比较好, 不过采用本文方法的融合图像(图2(f)和图3(f))的评价参数相对最好, 说明融合图像质量是相对最高的。

本文所提图像融合算法的核心是高频系数参数计算和低频系数最优权重系数的搜索, 与文献[8]和文献[10]等经典的算法相比增加了低频系数的QPSO搜索, 虽然提高了融合效果但也增加了算法复杂度, 不过算法复杂度仍可粗略表示为 $T(n)=O(n^2)$, 通过降低图像多尺度分解的复杂性和优化QPSO搜索效率使得算法的耗时也在可接受范围之内。表1的最后一列是在相同环境下几种算法耗时测试结果。可见, 本文所提图像融合算法在没有明显增加算法复杂度的情况下, 实现了红外图像与可见光图像高质量的融合。

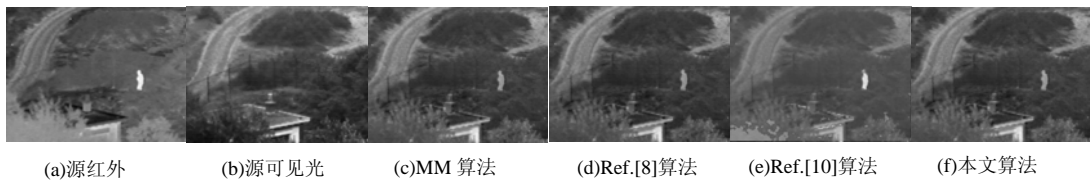


图3 UN Camp 图像测试结果
Fig.3 Results of the UN Camp image test

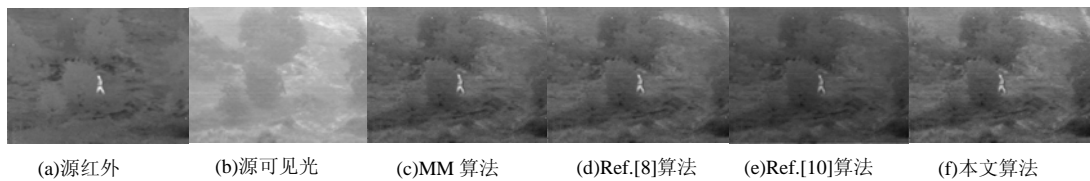


图4 Trees 图像测试结果
Fig.4 Results of the Trees image test

| 表1 融合图像性能评价 | | Table 1 Performance assessment of fused images | | | | |
|-------------|----------|--|--------|--------|--------|--------|
| 源图像 | 融合图像 | AG | IE | MMI | MSSIM | 耗时/s |
| UN Camp | Fig.3(c) | 3.5944 | 6.2810 | 0.7661 | 0.9952 | 0.1538 |
| | Fig.3(d) | 3.5080 | 6.2724 | 0.7774 | 0.9952 | 0.2319 |
| | Fig.3(e) | 3.5743 | 6.4338 | 0.7816 | 0.9932 | 0.2802 |
| | Fig.3(f) | 3.7009 | 6.5706 | 0.7868 | 0.9952 | 0.3328 |
| Trees | Fig.4(c) | 2.8404 | 5.7219 | 0.7850 | 0.9990 | 0.1587 |
| | Fig.4(d) | 2.6994 | 5.7141 | 0.7949 | 0.9990 | 0.2320 |
| | Fig.4(e) | 2.9389 | 5.7447 | 0.7496 | 0.9988 | 0.2789 |
| | Fig.4(f) | 3.0985 | 5.7780 | 0.8512 | 0.9990 | 0.3407 |

4 结论

鉴于红外图像传感器和可见光图像传感器应用之广泛,红外与可见光图像融合技术成为图像融合技术研究最重要方向之一。本文用搜索功能强大的量子粒子群优化(QPSO)算法解决了无源图像先验知识情况下低频子带融合权重系数获取问题,通过对邻域系数分布特性分析定义了含邻域统计特征的高频子带融合参数,提出了一种基于QPSO和邻域统计特征的图像融合算法。实验结果表明本文所提算法能够将红外图像与可见光图像中的重要信息提取并注入到融合图像中,而且融合图像质量量化指标优于其它一些算法。

参考文献:

- [1] 郑红,郑晨,闫秀生,等. 基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, **33**(7): 1613-1618.
- [2] 薛模根,刘存超,徐国明,等. 基于多尺度字典的红外与微光图像融合[J]. 红外技术, 2013, **35**(11): 696-701.
- [3] 常霞,焦李成,贾建华. 基于非下采样 Contourlet 的多传感器图像自适应融合[J]. 计算机学报, 2009, **32**(11): 2230-2238.
- [4] Jamal Saeedi, Karim Faez. Infrared and visible image fusion using fuzzy logic and population based optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, **12**(3): 1041-1054.
- [5] 罗晓清,吴小俊. 结合熵主成分变换与优化方法的遥感图像融合[J]. 计算机应用, 2013, **33**(2): 468-471.
- [6] 杨春玲,旷开智,陈冠豪,等. 基于梯度的结构相似度的图像质量评价方法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2006, **34**(9): 22-25.
- [7] 邹蓉,李玲玲,李翠华. 基于非子采样 Contourlet 变换的多聚焦图像融合方法[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2009, **48**(6): 812-817.
- [8] 马东辉,薛群,柴奇,等. 基于图像信息的红外与可见光图像融合方法研究[J]. 红外与激光工程, 2011, **40**(6): 1168-1171.
- [9] Wang, Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600-612.
- [10] 张莹,李言俊,张科,等. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2011, **47**(3): 196-198.