

基于相似性灰关联的 Curvelet 域 多聚焦图像融合

马 苗^{1,2}, 万仁远¹, 尹义龙²

(1. 陕西师范大学计算机科学学院, 陕西西安 710062; 2. 山东大学计算机科学与技术学院, 山东济南 250101)

摘 要: 针对多聚焦图像融合问题, 提出一种基于相似性灰关联的 Curvelet 域可见光图像融合方法. 该方法首先将待融合图像进行多级 Curvelet 分解, 然后对各融合图像的高频系数进行分块, 利用灰色理论中的灰色欧几里德关联度确定各子块间的相似性, 并制定不同的高频系数融合策略, 低频系数则采用算术平均法融合; 最后, 通过 Curvelet 逆变换重构融合图像. 实验结果显示, 该方法融合图像的信息熵、标准差和清晰度等指标优于金字塔融合法以及小波变换法等常见的多种融合方法.

关键词: 图像融合; Curvelet 变换; 灰色关联分析; 相似性

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)10-1984-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.10.014

Multi-focus Image Fusion Based on Grey Relation of Similarity in Curvelet Domain

MA Miao^{1,2}, WAN Ren-yuan¹, YIN Yi-long²

(1. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi 710062, China;

2. School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan, Shandong 250101, China)

Abstract: Focusing on multi-focus image fusion, this paper presents a Curvelet domain method based on grey relation of similarity for visible-light images. In this method, source images are respectively decomposed by multilevel discrete Curvelet transform first. Then, after high frequency coefficients were divided into small blocks, grey Euclid relational degrees of grey theory are used to compute the similarities of these blocks, on which the high-frequency coefficients are fused, while the arithmetic mean method is used to fuse the low-frequency coefficients. Finally, a fused image is reconstructed with the fused coefficients by performing the inverse Curvelet transform. Experimental results show that the proposed method is superior to pyramid-based methods and wavelet-transform-based methods in terms of entropy, standard deviation and clarity.

Key words: image fusion; Curvelet transform; grey relational analysis; similarity

1 引言

多聚焦图像是传感器感知场景内同时存在与镜头距离不同的多个目标时, 因无法同时聚焦这些目标而借助同一传感器多次成像或多个同质传感器一次成像得到的聚焦不同的多幅图像或图像序列. 这些图像的特点在于它们是关于同一场景信息的不同描述. 一般来说, 在多聚焦图像中, 位于或接近聚焦中心位置的目标成像清晰, 而远离聚焦中心的目标或背景相对模糊, 且模糊程度与成像对象与聚焦中心的距离成正比. 多聚焦图像融合技术通过对这类图像信息的提取与加工, 获取一幅

各个部分成像均清晰的融合图像, 从而提高图像的使用价值和观赏价值. 作为图像融合的一个重要分支, 多聚焦图像融合技术在图像处理、目标识别、机器视觉等方面发挥着重要作用, 具有广泛的应用前景.

根据融合对象的不同, 图像融合可分为像素级、特征级和决策级三个层次, 本文研究最为基础的像素级图像融合技术. 现有的像素级融合方法可分为空间域和变换域二类, 前者直接对空间域像素的灰度信息进行融合, 后者则经过频域变换技术将待融合图像转换到变换域, 以频域系数的形式融合图像. 由于变换域方法能够将图像中不同层次的有用信息区分处理, 因此成为当前

的主流融合技术.目前,以小波变换为代表的融合方法已经得到广泛应用.随着多尺度变换理论不断完善,人们陆续提出了更多具有更好时频特性的多尺度分析技术,其中近年提出的 Curvelet 变换^[1]和 Contourlet 变换因各向异性等特点表现出比小波变换更加适合于刻画二维图像中的曲线或直线的能力,被迅速引入到可见光图像融合以及多光谱与全色卫星图像融合技术^[2,3].

人们观察图像时的一个有趣现象是,人眼不太注意图像中像素灰度值的大小,而更多关注的是待评价图像与参考图像之间的边缘、轮廓、区域等特征的相似性大小,是一个类似对比和分类的过程.随着人类认知学的发展,结构相似性、区域相似性等因素已成为客观评价图像质量和融合效果的重要指标^[4-6].因此,设计图像融合的过程中应充分利用和保留图像中的相似性信息,保证融合图像更加适合人眼观察和机器分析.本文利用 Curvelet 变换为多尺度分析工具,从不同尺度检测待融合图像之间的相似性,并以此为融合出发点,讨论多聚焦可见光图像之间的融合技术.

2 Curvelet 系数的灰色关联分析

2.1 灰色关联分析

灰色理论是我国学者邓聚龙教授提出的一种研究小样本、贫信息、不确定问题的新兴理论.它具有相对完善的方法体系,其中灰色关联分析是灰色理论中数据分析体系的重要基础.灰色关联分析的基本思想是根据数据序列相应曲线之间的几何形状进行分析比较,几何形状越接近,说明序列间的关联度越大;反之,关联度越小^[7].

灰色关联分析技术处理小样本数据的独特优势同样适用于图像中的小邻域像素形成的数据序列,并在图像工程领域已经产生了很多研究成果.目前,已有研究人员利用灰色关联分析的相关理论和方法进行图像融合的研究.例如,袁林山和何贵青等人分别利用绝对关联度和邓氏关联度在空间域区分边缘和非边缘点,再结合亮度-色调-饱和度(Intensity-Hue-Saturation, IHS)变换确定边缘点的融合权值,并最终融合多源遥感图像^[8,9].

与之不同,我们利用灰色欧几里德关联度计算待融合图像的 Curvelet 域对应各尺度高频系数子图之间的相似程度,并结合区域能量从不同层次制定融合策略.计算灰色欧几里德关联度的主要步骤为^[7]:

(1)从观测系统中抽象出参考序列 $X_0 = \{x_0(k) | k = 1, 2, \dots, N\}$ 和各个待比较序列 $X_j = \{x_j(k) | j = 1, 2, \dots, I, k = 1, 2, \dots, N\}$, $N \in \text{int}$ 表示数据序列的长度, $I \in \text{int}$ 表示比较序列的个数.

(2)计算参考序列 X_0 和比较序列 X_j 之间的灰色关

联系数:

$$\xi_{0j}(k) = \frac{\Delta \min + \zeta \Delta \max}{\Delta 0j(k) + \zeta \Delta \max} \quad (1)$$

其中, $\Delta \min = \min_{j,k} |x_0(k) - x_j(k)|$, $\Delta \max = \max_{j,k} |x_0(k) - x_j(k)|$, $\Delta 0j(k) = |x_0(k) - x_j(k)|$, ζ 是分辨系数,常取 $\zeta = 0.5$.易知, $\Delta \min$ 和 $\Delta \max$ 分别表示参考序列与 I 个待比较序列的最小绝对差和最大绝对差, $\Delta 0j(k)$ 表示 X_0 和 X_j 在 k 时刻的绝对差值,分辨系数 ζ 可看作最大绝对差的权重.

(3)计算参考序列 X_0 和比较序列 X_j 之间的灰色欧几里德关联度

$$R_{0j} = 1 - \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \right) \sqrt{N(\overline{R_{0j}} - 1)^2 + \sum_{k=1}^N \epsilon_{0j}^2(k)} \quad (2)$$

其中, $\overline{R_{0j}} = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{k=1}^N \xi_{0j}(k)$, $\epsilon_{0j}(k) = \xi_{0j}(k) - \overline{R_{0j}}$, $\sum_{k=1}^N \epsilon_{0j}(k) = 0$.显然,式(2)既反映了比较序列与参考序列间关联系数的平均值 $\overline{R_{0j}}$ 的贡献,又体现出关联系数波动值 $\epsilon_{0j}(k)$ 的影响,有效避免了经典邓氏关联度处理局部波动较大数据时计算不准确的缺点.

2.2 用灰色欧几里德关联度分析融合源图像间的相似性

一般情况下,在多聚焦可见光图像融合时,由于各个源图像的平均亮度基本相同,因此变换域中的低频系数相差不大,宜采用算术平均法融合,而对于不同源图像中同一区域呈现出不同清晰或模糊程度的高频系数的融合策略是决定融合图像质量的关键因素.

为便于描述,假设待融合的可见光图像为 A 和 B ,经多级 Curvelet 分解后,得到各尺度各方向的 Curvelet 高频系数,这些系数包含了图像的细节、纹理与结构等主要特征.下面给出用灰色欧几里德关联度分析这两幅源图像对应尺度对应方向的高频系数子图之间相似程度的主要步骤:

(1)大小相同的源图像 A 和 B 经 Curvelet 变换得到的高频系数子图的大小相同,因此可将各尺度各方向的高频系数矩阵分别一维化,得到 i 尺度 j 方向子图的一维数据序列 SA 和 SB ;

(2)将 SA 和 SB 分别划分为 m 个等长的子序列,记为 $SA(t)$ 和 $SB(t)$, ($t = 1, 2, \dots, m$);显然,此处的 m 即将 i 尺度 j 方向子图的一维数据序列进行平均划分的段数,文中令 $m = 4$.

(3)计算 m 个子序列 $SA(t)$ 均值和标准差: $\mu_{SA(1)}$, $\mu_{SA(2)}$, \dots , $\mu_{SA(m)}$ 和 $\sigma_{SA(1)}$, $\sigma_{SA(2)}$, \dots , $\sigma_{SA(m)}$;同理,得 m 个子序列 $SB(t)$ 的均值和标准差: $\mu_{SB(1)}$, $\mu_{SB(2)}$, \dots , $\mu_{SB(m)}$ 和 $\sigma_{SB(1)}$, $\sigma_{SB(2)}$, \dots , $\sigma_{SB(m)}$.

(4)以 $\{\mu_{SA(1)}, \mu_{SA(2)}, \dots, \mu_{SA(m)}, \sigma_{SA(1)}, \sigma_{SA(2)}, \dots,$

$\sigma_{SA(m)}$ 为表示 A 图像中 i 尺度 j 方向子图特征的参考序列, $\{\mu_{SB(1)}, \mu_{SB(2)}, \dots, \mu_{SB(m)}, \sigma_{SB(1)}, \sigma_{SB(2)}, \dots, \sigma_{SB(m)}\}$ 为表示 B 图像中 i 尺度 j 方向子图特征的比较序列;

(5) 根据式(1)~(2), 计算 A 和 B 在 i 尺度 j 方向子图间的相似性 $R_{AB}^{i,j}$;

(6) 令 $\theta \in (0, 1]$ 为关联度阈值, 当 $R_{AB}^{i,j} \geq \theta$ 时, 认为 A 和 B 的 i 尺度 j 方向子图非常相似; 反之, $R_{AB}^{i,j} < \theta$ 时, 认为存在差异。

接下来, 我们根据相似性和局部区域能量差异情况, 选择不同的高频系数融合策略, 以有效提升融合图像整体的细节清晰程度, 下面具体给出 Curvelet 域的图像融合新方法。

3 基于相似性灰关联的 Curvelet 域多聚焦图像融合

本文提出的基于相似性灰关联的 Curvelet 域多聚焦图像融合的基本思路是首先利用 Curvelet 变换对多聚焦源图像 A 和 B 进行多级分解, 得到低频系数和各级高频系数, 然后低频系数取算术平均值, 高频系数利用灰色欧几里德关联度表征的相似性和局部区域能量确定, 最后进行 Curvelet 逆变换得到融合图像。主要步骤包括:

(1) 对大小为 $M \times M$ 的源图像 A 和 B 进行 L 级 Curvelet 分解, 不妨令 $L = 6$, 得到 1 尺度的低频系数和 2~6 尺度的高频系数;

(2) 采取算术平均法融合 Curvelet 域 1 尺度的低频系数;

(3) 将 Curvelet 域 i 尺度 j 方向的高频系数分成 4×4 的小块, 得到 N_B 个块, 按下式得到第 k 块的局部区域能量

$$\begin{aligned} E_A^{i,j,k} &= \sum_{x=1}^4 \sum_{y=1}^4 [I_A^{i,j,k}(x,y)]^2; \\ E_B^{i,j,k} &= \sum_{x=1}^4 \sum_{y=1}^4 [I_B^{i,j,k}(x,y)]^2 \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $i = 2, 3, 4, 5, 6; j = nscales, nscales + 1, \dots, J - 1; J = \log_2 M; nscales = J - L + 1$; 常取 $L = \log_2 M - 3$; $I^{i,j,k}$ 表示 i 尺度 j 方向子图中第 k 块的 Curvelet 域高频系数。

(4) 根据 i 尺度 j 方向第 k 块 ($k \in [1, N_B]$) 的局部区域能量 $E_A^{i,j,k}$ 和 $E_B^{i,j,k}$, 生成 4×4 大小的高能量区域系数块 $MaxE^{i,j}$ 和低能量区域系数块 $MinE^{i,j}$, 块内各元素取值为:

$$MaxE^{i,j,k}(x,y) = \begin{cases} I_A^{i,j,k}(x,y), & \text{if } E_A^{i,j,k} > E_B^{i,j,k} \\ I_B^{i,j,k}(x,y), & \text{if } E_A^{i,j,k} \leq E_B^{i,j,k} \end{cases} \quad (4)$$

$$MinE^{i,j,k}(x,y) = \begin{cases} I_A^{i,j,k}(x,y), & \text{if } E_A^{i,j,k} < E_B^{i,j,k} \\ I_B^{i,j,k}(x,y), & \text{if } E_A^{i,j,k} \geq E_B^{i,j,k} \end{cases} \quad (5)$$

利用 N_B 个块处理的结果, 合成与原 i 尺度 j 方向子图等大小的高能量矩阵 $MaxE^{i,j}$ 和低能量高频系数矩阵 $MinE^{i,j}$ 。

(5) 根据 2.2 小节, 利用灰色欧几里德关联度对比 i 尺度 j 方向子图之间的相似性, 从而确定 i 尺度 j 方向子图融合后的高频系数:

$$I_F^{i,j} = R_{AB}^{i,j} \times MaxE^{i,j} + (1 - R_{AB}^{i,j}) \times MinE^{i,j}, \text{ if } R_{AB}^{i,j} \geq \theta \quad (6)$$

$$I_F^{i,j} = MaxE^{i,j} \times k_1 + MinE^{i,j} \times k_2, \text{ if } R_{AB}^{i,j} < \theta \quad (7)$$

其中: $R_{AB}^{i,j} \in (0, 1]$ 为源图像 A 和 B 的 Curvelet 域中 i 尺度 j 方向子图的灰色欧几里德关联度; k_1 和 k_2 为高频提升权重, 满足 $k_1 + k_2 > 1$; θ 为关联度阈值。

(6) 对 Curvelet 域的低频和高频系数进行 Curvelet 逆变换, 得到融合图像。

由以上步骤可知, 当源图像各尺度子图之间的信息非常相似时, 式(6)既强调高能量区域系数中的细节信息, 又兼顾低能量区域系数中的细节信息; 反之, 当源图像各尺度子图之间的信息存在较大差异时, 式(7)一方面提升高能量区域的细节信息, 一方面增加低能量区域的特征信息。因此, 该方法不仅较大程度上综合了各个聚焦图像的高频信息, 而且有效提升了高频系数, 即在得到不同聚焦图像中清晰细节部分的基础上, 得到高质量的融合图像。

4 实验结果及分析

4.1 新方法的有效性检验

采用信息熵、标准差和清晰度为评价指标, 将本文方法与可用于多聚焦图像融合的拉普拉斯金字塔法、FSD(Filter Subtract Decimate)金字塔法、比率金字塔法、对比度金字塔法以及 DBSS 小波变换法和 Harr 小波变换法等多种常见方法进行定量比较。

以经过配准的 512×512 测试图像——clock 图像和 pepsi 图像为例, 所得融合结果见图 1~图 2, 相应的融合指标如表 1~表 2 所述(本文方法中 $k_1 = 1.1, k_2 = 0.5, \theta = 0.7$)。

表 1 不同 clock 融合图像的质量对比

融合方法	信息熵	标准差	清晰度
拉普拉斯金字塔法	7.3613	51.8365	3.9940
FSD 金字塔法	7.3676	47.8822	3.0772
比率金字塔法	7.3367	51.1835	2.8242
对比度金字塔法	7.2985	51.9812	3.9904
DBSS 小波变换法	7.3670	51.0544	4.1000
Harr 小波变换法	7.3464	50.5332	3.9243
本文方法	7.3848	53.4538	4.4080

观察图 1 和图 2 可知, 金字塔变换法、小波变换法和本文方法的融合效果利用多尺度分解的优势, 从不同聚焦图像中提出细节信息, 有效保留了图像中人眼

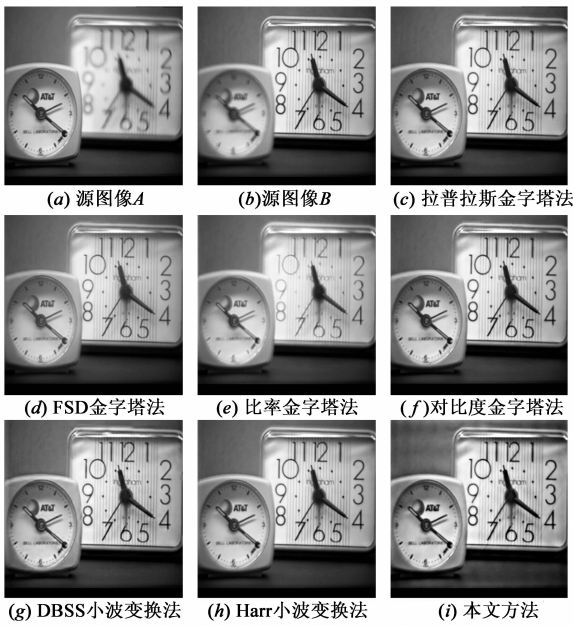


图1 不同融合方法得到的clock融合图像

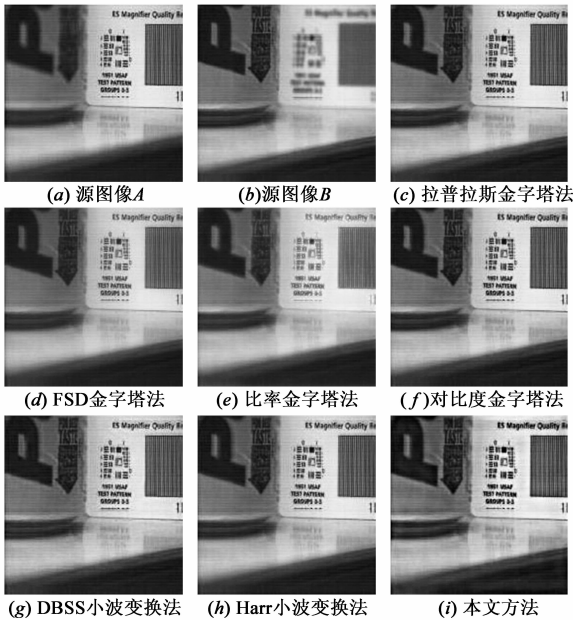


图2 不同融合方法得到的pepsi融合图像

表 2 不同 pepsi 融合图像的质量对比

方法	信息熵	标准差	清晰度
拉普拉斯金字塔法	7.2055	47.1552	4.0534
FSD 金字塔法	7.0984	43.0138	3.0414
比率金字塔法	7.1565	45.2156	2.7483
对比度金字塔法	7.2055	46.9420	4.0026
DBSS 小波变换法	7.2441	46.2107	4.0684
Harr 小波变换法	7.2079	45.3184	3.7779
本文方法	7.4171	49.4652	4.5142

所关注的纹理、边缘等信息。表 1 和表 2 进一步表明,本文方法融合图像的信息熵、标准差和清晰度均最大,体

现出 Curvelet 变换表征二维图像信息的优势,也进一步表明本文方法综合了源图像中成像清晰区域的细节信息,有效提高了图像分辨率,优于前述的几种融合方法。

4.2 参数控制与性能分析

下面讨论本文方法中 Curvelet 分解级数、高频提升参数(k_1, k_2)和各尺度各方向子图中区域分块大小对融合效果的影响。

(1)不同分解级数 L 对 Curvelet 融合结果的影响。从 Curvelet 变换过程角度,当 $L \leq 3$ 时, Curvelet 变换因没有分解方向信息或方向数过少,融合图像的质量可能会低于有水平、竖直和对角 3 个分解方向的小波变换法融合的图像;但随着分解层数 L 的增加, Curvelet 变换分解的方向增多,融合图像的质量逐步提高。考虑到分解级数过大会引起图像概貌信息重叠和计算量的增加,因此宜取 $8 \leq L \leq 3$ 。

下面以融合源图像 clock 为例进行验证,当 Curvelet 变换级数变化时,低频系数采用算术平均法,高频采用最大值法得到各融合图像,结果见表 3。

表 3 Curvelet 变换级数 L 对 clock 图像融合结果的影响

L	融合时间	信息熵	标准差	清晰度
2	10.3885	7.3235	49.3174	2.9697
3	40.2859	7.3531	49.5043	3.4780
4	44.5999	7.3956	50.1140	3.9346
5	45.6385	7.4122	50.6930	4.0260
6	47.4869	7.3979	51.0944	4.0284

表 1 和表 3 进一步表明,当级数为 2 时, Curvelet 变换法融合效果劣于 Harr 小波变换法融合效果;但随着分解层数的增加,融合图像的质量逐渐提高,当 $L \geq 5$ 时, Curvelet 变换法融合图像质量已优于 Harr 小波变换法。

(2)高频提升权重 (k_1, k_2) 不同配比对融合结果的影响。从算法原理分析可知,当 θ 不变时, k_1 和 k_2 越大,融合图像的客观指标值越大,融合质量越高;但 $k_1 + k_2$ 的值过大时,会因过分提升分块高频系数引起振铃现象,导致融合图像的客观评价结果与人眼感知不符,因此 $k_1 + k_2$ 的值不能太大。通过对常用多聚焦融合图像与一些自然景物的多聚焦图像融合的更多实验数据的对比结果,我们发现,宜取 $k_1 + k_2 \leq 2$,且当 $\theta = 0.7, k_1 + k_2 = 1.6$ 时,参数 $k_1 = 1.1, k_2 = 0.5$ 的融合质量较优。表 4 给出了不同高频提升权重时融合 clock 图像所得融合图像的性能指标。

(3)各尺度各方向子图中区域分块大小也会影响融合结果。本文方法将 Curvelet 域 i 尺度 j 方向的高频系数分成 4×4 的小块处理,这时不会出现明显的块效应,原因在于分块较小,融合系数经逆变换后未引起各

块边缘信息之间的突变.但是若分块过小,则不利于融合子图的信息提取和相似性的计算,且易受噪声影响;反之,若分块过大,一方面易产生块效应,另一方面会导致各尺度各方向间子图的有效划分减少,从而影响融合质量.

表 4 $\theta = 0.7$ 时,不同高频提升参数对 clock 图像融合结果的影响

k_1	k_2	信息熵	标准差	清晰度
0.5	0.5	7.3490	49.4147	2.8206
0.8	0.8	7.3629	52.5083	3.8809
1.0	0.6	7.3762	53.1197	4.2203
1.1	0.5	7.3848	53.4538	4.4038
1.2	0.4	7.3924	53.8032	4.6063
1.3	0.3	7.3982	54.1676	4.8116
1.5	0.1	7.4021	54.9243	5.2376
1.6	0	7.4024	55.3114	5.4546

5 结论

本文综合利用 Curvelet 变换、灰色关联分析技术和区域能量信息,提出了一种基于相似性灰关联的 Curvelet 域多聚焦图像融合方法.该方法采用算术平均法融合 Curvelet 域低频系数,用基于灰色关联分析的变换域子图相似性和局部区域能量制定高频系数融合策略,即一方面在融合子图之间的相似性较强时强化局部区域能量大的高频系数,另一方面在相似性较弱时进行高频系数提升增强.最后经过 Curvelet 逆变换得到融合图像.实验结果显示,与现有的小波变换等多种融合方法的相比,该方法用于多聚焦可见光图像融合时具有优越性.

致谢:感谢北京交通大学于剑教授对本文撰写提出的建设性意见.

参考文献

- [1] E J Candes, L Demanet, D Donoho, et al. Fast Discrete Curvelet Transform [R]. Applied and Computational Mathematics, 2005: 1 - 43.
- [2] M Choi, R Y Kim, M R Nam, et al. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the Curvelet transform[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2005, 2(2): 136 - 140
- [3] 贾建,焦李成,孙强.基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合[J].电子学报,2007,35(10):1934 - 1938. Jia Jian, Jiao Li-cheng, Sun Qiang. The nonsubsampling Contourlet transform in multisensor images fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1934 - 1938. (in Chinese)
- [4] W Zhou, A C Bovik, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.

- [5] 罗晓清,吴小俊.一种基于区域相似性的图像融合评价方法[J].电子学报,2010,38(5):1152 - 1155. Luo Xiao-qing, Wu Xiao-jun. An evaluation method of image fusion based on region similarity[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1152 - 1155. (in Chinese)
- [6] 张勇,金伟其.基于结构相似度与感兴趣区域的图像融合评价方法[J].光子学报,2011,40(2):311 - 315. Zhang Yong, Jin Wei-qi. Image fusion assessment method based on structural similarity and region of interest [J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 40(2): 311 - 315. (in Chinese)
- [7] 马苗,张艳宁,赵健.灰色理论及其在图像工程中的应用[M].北京:清华大学出版社,2011. Ma Miao, Zhang Yan-ning, Zhao Jian. Grey Theory and Its Application in Image Engineering [M]. Beijing: Peking University Press, 2011. (in Chinese)
- [8] 袁林山,杜培军,王莉,等.基于灰色绝对关联度边缘检测的多源遥感影像加权 IHS 融合[J].地理与地理信息科学,2008,24(3):11 - 15. Yuan Lin-Shan, Du Pei-Jun, Wang Li, et al. Weighted IHS fusion of multi-source remotely-sensed image based on edge detection using grey absolute correlation degree [J]. Geography and Geo-information Science, 2008, 24(3): 11 - 15. (in Chinese)
- [9] 何贵青,郝重阳,王毅,等.基于灰色关联分析和 IHS 变换的图像融合算法[J].计算机应用研究,2007,24(7):312 - 314. He Gui-qing, Hao Chong-yang, Wang Yi, et al. New and better image fusion method based on grey relational analysis and IHS transform [J]. Application Research of Computers, 2007, 24(7): 312 - 314. (in Chinese)

作者简介



马苗女,1977 年生于山东聊城,2005 年和 2008 年于西北工业大学分别获得工学博士学位和完成博士后研究工作,现为陕西师范大学副教授,硕士生导师.主要从事图像处理、灰色理论与信息隐藏等方面的研究.

E-mail: mmthp@ snnu. edu. cn



尹义龙(通讯作者)男,1972 年生于山东巨野,山东大学教授,博士生导师,主要研究方向为机器学习、图像处理等.

E-mail: ylyin@sdu. edu. cn