

基于归一化相关矩的多分辨率遥感图象融合

谷延锋 张 晔 张钧萍

(哈尔滨工业大学电子与通信工程系, 哈尔滨 150001)

摘 要 多传感器数据融合技术已广泛应用于遥感图象处理方面. 针对遥感多光谱图象空间分辨率较低的问题, 提出了一种基于归一化相关矩的多分辨率图象融合方法. 该方法首先对图象进行二维小波变换, 然后根据所得到的高频小波系数的一阶、二阶统计特征来定义图象局部灰度相关矩, 并以此作为图象融合测度来对遥感图象进行多分辨率特征融合, 从而得到包含更多信息和有效特征的融合图象. 仿真结果表明, 融合后的图象在保留多光谱信息和提高空间分辨率上均能获得较好的效果, 因而可以更好地用于目标识别、分类等遥感图象处理方面.

关键词 数据融合 多分辨率图象融合 相关矩 遥感图象处理

中图分类号: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)11-1220-05

Multiresolution Remote Sensing Image Fusion Based on the Normalized Correlation Moment

GU Yan-Feng, ZHANG Ye, ZHANG Jun-Ping

(Dept. of Electronics and Communication Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Multisensor data fusion technique has been widely used in remote sensing image processing. A major problem in using remote sensing multispectral images is the low spatial resolution. In order to improve spatial resolution of the multispectral images, a multiresolution image fusion method based on the normalized correlation moment is proposed in this paper. After 2-D wavelet transform the normalized correlation moment is defined by means of statistic first-order and second-order moment of those wavelet coefficients with high frequency component under different resolutions. By using the local correlation moment as measure of feature selection, the new method carries out multiresolution images fusion. And the fused images include more useful information for further application. Experiments are conducted on Landsat TM and SPOT data. Computer simulations show that the fused images obtain better results in terms of both preserving spectral information and improving spatial resolution of the multispectral images, and are rather used to many aspects of remote sensing image processing such as target recognition, ground materials classification, etc.

Keywords Data fusion, Multiresolution image fusion, Correlation moment, Remote sensing image processing

0 引 言

多传感器遥感图象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象融合可以弥补单一传感器获取图象信息的

不足^[1]. 多传感器数据融合是指将由不同类型传感器获取的不同时相的同一地区图象进行空间配准, 然后采用一定算法将各图象包含的信息优势有机地结合, 以产生新图象数据的技术. 新数据比直接从众多信息源获得的数据能包含更多的信息量、更少冗余, 并具有比所描述研究对象更为优化的信息表征, 在空间信息和光谱信息方面有更好的可用性^[2].

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69972013)

收稿日期: 2001-06-11; **改回日期**: 2002-01-21

针对多光谱 TM 图象和全色 SPOT 图象来说, 由于前者具有较好的光谱分辨率, 而后者空间分辨率较高, 因此融合这两类图象, 可以在保留多光谱图象光谱分辨率的同时, 提高其空间分辨率. 这样的融合可以使融合图象兼有较好的光谱分辨率和空间分辨率, 从而可提高该类遥感图象目标识别的准确度和地物目标分类的精度, 还能增强计算机自动解译能力.

对多光谱 TM 图象和全色 SPOT 图象进行融合的传统方法主要有: IHS (Intensity-Hue-Saturation) 变换、主成份分析 PCA (Principle Component Analysis)、高通滤波 HPF 等; Wald 等人又将 ISRIS (Improvement of the Spatial Resolution by Injection of Structures) 方法用于图象融合处理, 以此来改善遥感图象的空间分辨率^[3,4]; Nunez 等人提出了 AWI (Additive Wavelet Intensity-component) 方法^[5], 并将其用于多光谱 TM 图象和全色 SPOT 图象的融合, 也得到了较好的效果, 其实质相当于对图象进行了多分辨高通滤波处理. 近年来, 随着对小波变换的深入研究, 小波多分辨分析在图象处理领域有了越来越广泛的应用^[3~9]. 本文给出的算法就是首先利用小波变换来得到图象的多分辨率结构, 包括高频细节信息和低频近似信息; 然后根据局部归一化相关矩来选取更能表达图象地物信息的小波系数, 以便在不同分辨率上进行融合, 最后再进行图象的小波重建, 即得到融合图象.

1 直方图匹配

在对 TM 图象和 SPOT 图象进行融合时, 为减少融合后 TM 图象光谱信息的损失, 本文在融合之前做了直方图匹配预处理. 该预处理包括 TM 图直方图均衡和 SPOT 全色图象与 TM 图象的直方图匹配. 对于空间分辨率较低的 TM 图象来说, 这些图象的明暗分配状态或像素灰度级的空间分布是不均匀的, 即其灰度级范围都很狭窄, 其直方图多密集靠近在一起, 且中间突出一个高峰. 这就说明, 图象绝大多数的像素灰度级过于集中, 这时图象信息不丰富, 图象结构也不清楚. 如果将直方图的高峰在水平方向进行压缩来得到一个均匀分布的新直方图, 这就是图象的直方图均衡化.

直方图匹配就是首先把原图象的直方图变换为某种指定形态的直方图, 然后按照已知指定形态的

直方图来调整原图象各像素的灰度级, 最后即得到一个直方图匹配的图象. 在通过全色高空间分辨率图象来改善多光谱图象空间分辨率的实验中, 由于 TM 图象和 SPOT 图象时相相差很大, 它们之间的像素灰度值也明显不同, 如果直接对两者进行融合, 则无论使用哪种方法都会造成多光谱图象的原有光谱信息的丢失和破坏, 因此有必要在融合之前, 进行直方图均衡和匹配. 这里可先对 TM 多光谱低空间分辨率图象进行直方图均衡, 然后对 TM 和 SPOT 图象的直方图进行匹配. 这样, 匹配后的直方图, 其灰度级就和指定的直方图一样了, 但匹配直方图的形式仍保持和均衡化直方图基本一致, 这说明匹配后的图象, 其像素灰度级虽有所变化, 但各灰度级的像素数仍基本没有变化.

2 基于归一化相关矩的融合算法

在经过直方图匹配预处理后, TM 图象和 SPOT 图象的像素灰度等级就基本上在同一范围之内, 即消除了灰度值范围的差异, 接下来, 即可进行融合处理. 在多分辨率遥感图象融合过程中, 小波多分辨分析是一种极为重要的数学工具, 用其进行图象融合首先是利用小波对图象进行分解, 然后通过一定的特征提取准则选取有效特征进行融合.

2.1 二维图象小波分解与重构

图象的小波分解是通过二维离散小波变换把图象分解为不同分辨率的高频小波系数和低频小波系数, 对于二进制小波来说, 图象的小波分解具有快速算法, 即 Mallat 算法^[10]. 设 A_l 表示原始图象 I 的基于二进制小波的多分辨率分析, 则有:

$$A_l(i, j) = \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} \tilde{h}(m) \tilde{h}(n) A_{l-1}(2i - m, 2j - n) \quad (1)$$

$$D_l^1(i, j) = \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} \tilde{h}(m) \tilde{g}(n) A_{l-1}(2i - m, 2j - n) \quad (2)$$

$$D_l^2(i, j) = \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} \tilde{g}(m) \tilde{h}(n) A_{l-1}(2i - m, 2j - n) \quad (3)$$

$$D_l^3(i, j) = \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} \tilde{g}(m) \tilde{g}(n) A_{l-1}(2i - m, 2j - n) \quad (4)$$

在式(1)~式(4)中, 离散序列 $\tilde{h}(n)$ 和 $\tilde{g}(n)$ 构成二维小波变换的正交镜像滤波器, 其中, $\tilde{h}(n)$ 相当于一个低通滤波器, $\tilde{g}(n)$ 相当于一个高通滤波器; $l=1, 2, \dots, N$ 表示小波分解层数. A_{l-1} 表示 A_l 在分辨率 $2^{-l} \times 2^{-l}$ 下的水平方向和垂直方向的低频分量, D_{l-1}^1 表示 A_l 在分辨率 $2^{-l} \times 2^{-l}$ 下水平低频分量

和垂直高频分量, D_{l-1}^2 表示 A_l 在分辨率 $2^{-l} \times 2^{-l}$ 下水平高频分量和垂直低频分量, D_{l-1}^3 表示 A_l 在分辨率 $2^{-l} \times 2^{-l}$ 下水平高频分量和垂直高频分量. 高频分量描述的是各分辨率下的图象边缘细节信息, 低频分量描述的是各分辨率下的图象近似信息.

上面给出的是二维图象小波分解公式, 二维图象小波重建公式为

$$A_{l-1}(i, j) = 4 \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} h(m)h(n)A_l \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) + 4 \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} h(m)g(n)D_l^1 \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) + 4 \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} g(m)h(n)D_l^2 \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) + 4 \sum_{m, n \in \mathbb{Z}} g(m)g(n)D_l^3 \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) \quad (5)$$

其中, 离散序列 $h(n), g(n)$ 是二维小波重建滤波器. 同样, $h(n)$ 相当于一个低通滤波器, $g(n)$ 相当于一个高通滤波器. 根据上述分解公式和重建公式就可以对二维图象进行小波多分辨率分析.

2.2 归一化相关矩

由于融合过程中, 如何选取小波分解后图象的特征, 将决定所得到融合图象的质量, 因此根据什么样的准则来选取特征是非常关键的技术. 目前通常使用的特征提取准则有小波系数最大值、局部梯度、局部方差和能量准则^[11]. 其中, 最大值准则和局部梯度准则在选取小波系数时, 因容易受到孤立噪声点的影响, 从而可能会导致选择错误的分解系数. 对于局部方差准则和能量准则来说, 又都是对局部窗口内的分解系数做整体考虑, 而对窗口内每个像素所包含的独立信息考虑不足.

为克服以上融合准则中存在的问题, 本文提出一种基于归一化相关矩的图象融合模型. 在多分辨率图象融合中, 针对原图象分解得到的某一分辨率下的小波图象, 归一化相关矩定义为

$$M_{ij}^k = \left| \frac{w_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \right| \quad (6)$$

其中, w_{ij} 表示所比较的小波图象中第 j 个窗口内第 i 个像素对应的小波系数值, μ_j 表示第 j 个窗口内小波系数的均值, σ_j 表示第 j 个窗口内所有像素对应小波系数的标准差, $k=1, 2, 3$ 分别是水平高频分量系数、垂直高频分量系数和对角高频分量系数符号.

归一化相关矩融合准则的定义具有以下 3 个优点: (1) 该归一化相关矩同时考虑了小波系数中的局

部均值和方差; (2) 该模型针对的是局部窗口内每个小波系数, 而不是将整个窗口作为一个对象来考虑, 因而充分利用了小波的时频局部特性; (3) 获取用于相关矩数值的局部窗口, 可以用多分辨率来选择, 因为这样能够更好地发挥小波多分辨率分析的特点.

2.3 多分辨遥感图象融合

多分辨率图象融合步骤如下:

(1) 对待融合的图象进行二维小波分解, 即得到不同分辨率、不同方向上的小波系数;

(2) 根据式(6)给出的融合准则, 在每个分辨率上, 对由步骤(1)得到的原图象在水平、垂直、对角方向对应的小波系数分别进行比较, 以便得到融合重建过程所需要的小波系数, 过程如下:

设 X, Y 为两幅待融合图象, F 表示融合图象, 则有:

$$D_{l-1, F}^k(i, j) = \begin{cases} D_{l-1, X}^k(i, j), & \text{若 } M_{ij, X}^{k, l-1} \geq M_{ij, Y}^{k, l-1} \\ D_{l-1, Y}^k(i, j), & \text{若 } M_{ij, X}^{k, l-1} < M_{ij, Y}^{k, l-1} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $k=1, 2, 3$ 分别代表水平高频、垂直高频和对角高频分量系数, l 表示小波分解级数.

(3) 利用步骤(2)中得到的小波系数, 通过二维图象小波重建来得到融合图象.

3 实验结果

为了验证本文融合方案的有效性, 用 SPOT 全色图象和 TM 多光谱图象进行了仿真实验, 同时为了分析比较, 也对传统 IHS 方法、基于局部方差的 ISRIS 方法和 AWI 方法进行了实验. 在对结果进行评价时, 使用了相关系数 R 、信息熵 H 和平均梯度 G 3 种准则来进行评价. 其中, 相关系数可以用来描述融合图象对原 TM 图象光谱信息的保留程度; 信息熵反映了图象包含信息量的多少; 平均梯度反映图象中微小的细节反差与纹理特征的变化, 同时也表达了图象的清晰度. 实验中所使用的图象均经过了图象间几何配准, 原图象大小为 512×512 pixels. 为方便图象的显示, 实验中给出的原图和结果图象均经过了重采样处理.

在直方图匹配实验中, 以 TM1 和 SPOT 图象为例进行匹配, 图 1 给出了这两种图象直方图均衡、匹配前后的图象灰度直方图. 图 1 中横坐标为灰度级, 纵坐标为统计像素数目.

在多分辨遥感图象融合实验中, 分别用 TM4、TM5、TM7 和 SPOT 图象进行融合处理, 处理时,

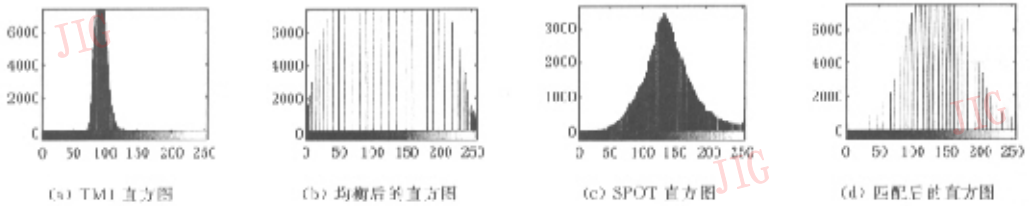


图 1 直方图匹配

首先对原始图象进行两级小波分解,选取特征时,第 1 级分解,计算相关矩的局部窗口选为 8×8 ,第 2 级局部窗口选为 4×4 .表 1 中给出了原始图象的熵、平均梯度数据,表 2~表 4 给出了 4 种融合方法融合后图象的相关系数、熵、平均梯度数据.

表 1 原始 TM 图象参数

原 TM 图象参数	TM4	TM5	TM7
图象熵(H)	6.151 1	6.769 6	6.315 5
平均梯度(\bar{G})	3.367 1	5.644 8	4.055 3

表 2 TM4 与 SPOT 图象各方法融合后图象的 R, H, \bar{G} 数据

融合方法	R	H	\bar{G}
IHS	0.217 5	7.317 2	30.138 8
AWI	0.798 6	7.504 5	31.041 9
ISRIS	0.716 4	7.537 9	31.802 5
本文方法	0.745 1	7.544 1	32.407 9

表 3 TM5 与 SPOT 图象各方法融合后图象的 R, H, \bar{G} 数据

融合方法	R	H	\bar{G}
IHS	0.234 8	7.267 1	29.819 7
AWI	0.757 5	7.525 7	31.280 3
ISRIS	0.688 3	7.557 3	31.835 6
本文方法	0.708 4	7.565 6	32.521 6

表 4 TM7 与 SPOT 图象各方法融合后图象的 R, H, \bar{G} 数据

融合方法	R	H	\bar{G}
IHS	0.263 0	7.326 9	30.189 9
AWI	0.776 3	7.516 9	31.285 5
ISRIS	0.702 8	7.549 2	31.851 4
本文方法	0.725 7	7.556 2	32.521 2

表 5 不同窗口大小融合图象的 R, H, \bar{G} 数据

窗口大小	R	H	\bar{G}
8×8	0.780 7	7.476 5	32.053 6
16×16	0.782 2	7.473 7	31.842 2
32×32	0.784 8	7.466 2	31.288 4

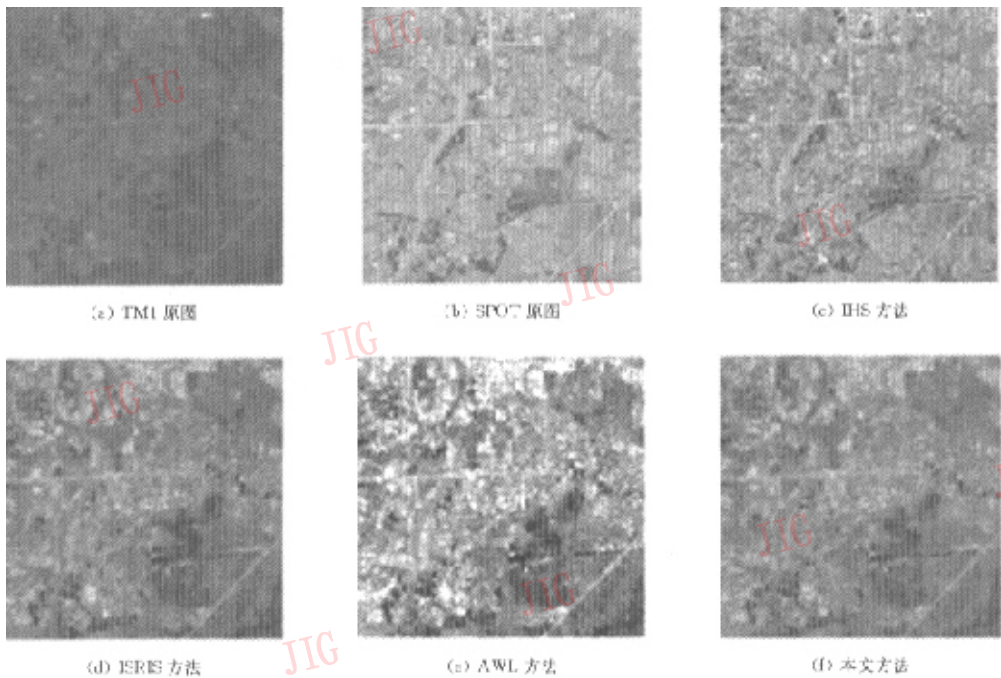


图 2 几种融合方法效果比较

由以上实验数据可以看出,本文提出的方法在保留原 TM 图象光谱信息和 SPOT 图象空间信息上,均好于 IHS 方法和 ISRIS 方法.而同 AWI 方法比较,本文方法则在提高图象熵和增强图象细节信息方面较好.融合图象如图 2 所示,原图为 TM1.

此外,本文还讨论了窗口大小对融合特征提取的影响.计算第 1 级相关矩的局部窗口分别选为 8×8 、 16×16 和 32×32 ,现以 TM3 和 SPOT 图象融合为例来说明窗口大小对融合结果的影响,实验数据见表 5.实验结果表明,随着窗口大小的增加,相关系数会得到提高,而图象熵则略有下降.

4 结 论

特征选取是遥感图象融合处理中的关键技术.本文提出的基于归一化相关矩的多分辨图象融合方法能够较好地提取待融合图象中所含有的有用信息,并能获得好的融合图象.同多分辨高通滤波方法相比,本文方法在空间分辨率提高方面有更好的效果,而多分辨高通滤波方法则在保留多光谱 TM 图象的原有光谱信息方面有更好的效果.由此可见,如果能将这两种方法在提取融合特征方面的优点更好地结合,那么融合后的多光谱 TM 图象将会具有更高的空间分辨率,并且保留更多的 TM 图象原有光谱信息,这也是下一步要继续研究的内容.

参 考 文 献

- 1 于秀兰. 空间多传感器遥感图象融合分类技术的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 1999.
- 2 何国金, 李克鲁, 胡德永等. 多卫星遥感数据的信息融合: 理论与方法与实践[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(9): 744~749.
- 3 Wald L, Ranchin T, Mangolini M. Fusion of satellite images of different spatial and spectral resolutions: Assessing the quality of resulting images[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1997, 63(6): 691~699.
- 4 Wald L. Some terms of reference in data fusion[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1190~1193.
- 5 Nunez L, Otazu X, Arbiol R. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1204~1211.
- 6 Zhou J, Civco D L, Silander J A. A wavelet transform method to merge landsat and SPOT panchromatic data[J]. INT. J. REMOTE SENSING, 1998, 19(4): 743~757.
- 7 李军, 周月琴, 李德仁. 用高分辨率航空图象改善航天遥感图象的空间分辨率[J]. 模式识别与人工智能, 1999, 12(4): 461~466.
- 8 Price J C. Combining multi-spectral data of differing spatial resolution[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1199~1203.
- 9 Li Hui, Manjuath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform [J]. Graphical Models Image Process, 1995, 57(3): 235~245.
- 10 郑南宁. 计算机视觉与模式识别[M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.
- 11 蒲恬, 方庆喆, 倪国强. 基于对比度的多分辨图象融合[J]. 电子学报, 2000, 12(28): 116~118.

谷延锋 1977年生, 1999年获大连理工大学电子工程系学士学位, 2001年获哈尔滨工业大学信号与信息处理专业硕士学位, 现为该校信号与信息处理专业博士研究生. 研究方向为遥感图象处理、数据融合.



张 晔 1960年生, 先后在哈尔滨工业大学获得学士、硕士和博士学位. 现为该校电子与通信工程系信息工程教研室主任、教授、博士生导师. 主要研究兴趣有遥感图象处理与分析、图象数据压缩与传输、成像侦察与景象匹配等.



张钧萍 1970年生, 1998年获哈尔滨工业大学硕士学位. 现于哈尔滨工业大学信号与信息处理专业攻读博士学位, 讲师. 目前主要从事遥感图象处理及分类技术的研究.

