

文章编号: 0253-2239(2009)11-3010-08

一种光谱与纹理特征加权的高分辨率遥感纹理分割算法

王雷光¹ 刘国英^{1,2} 梅天灿³ 秦前清¹

¹ 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

² 长沙理工大学计算机与通信工程学院, 湖南 长沙 410076; ³ 武汉大学电子信息学院, 湖北 武汉 430079

摘要 高分辨率遥感影像呈现极其丰富的光谱和结构信息, 传统的基于光谱的遥感影像分割方法往往使得分割区域过于细碎且分割精度不高。尝试将纹理信息引入到特征空间以期解决该问题。本文算法中, 特征空间由光谱和纹理两类构成, 并采用加权最小距离分类器。光谱信息通过对原始影像的变带宽均值漂移滤波获得, 纹理信息由对原始影像逐波段采用多尺度伽博(Gabor)滤波器组滤波获得; 依据训练样区中各特征维的方差确定该地物类别分类时特征维的权重, 并通过训练样区的特征加权平均获得各地物类别的聚类中心; 最后, 将像素点归为到加权聚类中心距离最小的类别。实验结果表明, 提出的均值漂移带宽确定方法是有效的, 加权融合算法较基于光谱的分割方法在分割精度上有一定程度的提高。

关键词 图像处理; 纹理分割; 均值漂移; Gabor 滤波器; 信息加权

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092911.3010

A Segmentation Algorithm for High-Resolution Remote Sensing Texture Based on Spectral and Texture Information Weighting

Wang Leiguang¹ Liu Guoying^{1,2} Mei Tiancan³ Qin Qianqing¹

¹ State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

² College of Computer and Communication Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha, Hunan 410076, China

³ School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract High-spatial-resolution remote sensing imagery provides a large amount of spectral and structure information. However, their availability also poses challenges to conventional spectral segmentation methods, and the segmentation region is often too fragmentary and has low accuracy. In order to overcome this inadequacy, texture information is introduced into spectral feature space. In the algorithm, the new feature space consists of spectral and texture elements, and weighted minimum distance classifier is designed. Firstly, spectral feature is got by a variable bandwidth mean shift filtering procedure on original images, and texture feature is got by convolving original image with multiscale Gabor filter bank band by band. Secondly, the weight of certain feature dimension for a certain land class is determined by its deviation in the land class training area. Then, the clustering centre is also calculated by averaging weighted feature vectors in the training area. Finally, every pixel is classified into the class with nearest weighted distance. The experiments demonstrate that the presented band definition method using the variable mean shift filtering is effective and the combination of different features can achieve better performance than only using texture or spectral feature independently.

Key words image processing; texture segmentation; mean shift; Gabor filter; information weighting

收稿日期: 2008-11-17; 收到修改稿日期: 2009-02-23

基金项目: 国家 973 计划(2006CB701303)、国家 863 计划(2006AA12Z132)和测绘国家重点实验室开放研究基金资助课题。

作者简介: 王雷光(1982—), 男, 博士研究生, 主要从事遥感图像融合和遥感影像多尺度分析等方面的研究。

E-mail: wlgbain@gmail.com

导师简介: 秦前清(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事小波分析、遥感图像处理和统计模式识别等方面的研究。

E-mail: qqin@lmars.whu.edu.cn

1 引言

影像分割是将影像分解成相互不重叠区域的过程,区域内像素具有同质属性,区域间具有异质属性^[1~3]。作为图像处理到图像分析的关键步骤,分割与后续图像分析理解目标相关^[1~3]。在遥感影像解译中,分割结果常作为后续目标提取的输入,故希望分割区域能反映地物类别属性,同时分割区域不过于细碎,出现胡椒盐效应(Salt-and-pepper effect)^[4]。高分辨遥感影像分割/分类方法出现该效应的原因可归纳为以下两点:1)成像过程中的传感器噪声的影响;2)特征描述不够充分。相比中低分辨率影像,高分辨率影像细节信息更加丰富,同物异谱和异物同谱现象更加明显,仅靠光谱特征不足以准确地描述地物类别之间的差异^[5,6]。纹理、形状、拓扑关系等空间特征如何与光谱特征协同作用,以及各种特征对不同地物类别分类时的贡献程度都值得研究。

基于以上分析,本文提出了一种光谱信息与纹理信息加权的高分辨率影像分割方法。该方法首先将图像通过变带宽均值漂移滤波(Adaptive mean shift filtering, AMSF)实现影像保持边缘的滤波。以滤波结果作为影像的光谱特征,可使得影像局部区域的光谱一致性增加,有利于胡椒盐效应的消除。考虑到同物异谱和异物同谱的广泛存在,为提高分类精度,将伽博(Gabor)纹理信息引入组成光谱、纹理联合特征空间。考虑到采用 Gabor 滤波器组产生的特征维数过高^[7],为降低计算复杂度将 Gabor 滤波器组进行了整合,新的滤波器组在保留了原有滤波器组多尺度特性的同时还减少了滤波器的数量。最后,依据训练样区的特征方差获得各地物类别分类时特征维的权重及对应的加权聚类中心,通过加权的最小距离分类器获得分割结果。这个过程将人工解译的先验知识和特征的描述能力有效的结合起来。

2 特征提取及分类器设计

2.1 基于变带宽的均值漂移滤波的光谱特征提取

均值漂移(Mean shift, MS)算法是一种寻找样本概率密度函数的局部极大值点的迭代方法。该算法由 Fukunaga 等^[8]提出,后经 Cheng 和 Comaniciu 等^[9,10]的发展,在图像分割、图像平滑、目标跟踪等计算机视觉领域得到了成功的应用。该方法数学描述如下^[10]:

假设样本 x 是 d 维样本空间的总体 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 的样本,则样本 x 概率密度函数的 Parzen 窗估计 $\hat{f}_K(x)$ 为

$$\hat{f}_K(x) = \frac{C_K}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right), \quad (1)$$

即 x 的概率密度可由样本空间 X 中落入 x 的带宽 h 范围内的样本点的加权估计得出。

(1) 式中 $k(\cdot)$ 称为剖面函数, h 为带宽, C_K 为归一化参数。若对于 $z \in [0, \infty)$, $k(z)$ 的导数 $k'(z)$ 存在, 则定义: 剖面函数 $g(z) \equiv -k'(z)$, 核函数 $G(x) \equiv C_G g(\|x\|^2)$ 。

对(1)式求导可得(2)式

$$m_{h,G}(x) = \frac{1}{2} h^2 C \frac{\nabla \hat{f}_K(x)}{\hat{f}_G(x)}, \quad (2)$$

式中 $\hat{f}_G(x)$ 为采用核函数 $G(\cdot)$ 得到的 x 样本的概率密度估计。 $m_{h,G}(x)$ 计算了特征空间中落在 x 样本的带宽邻域 h 内的样本点的加权均值与中心点 x 的差值,称为均值漂移向量。由(2)式可知,均值漂移向量的方向总是指向特征概率密度变换最快的方向。当 $g(\cdot)$ 为非负、单减的有界函数时,在 $m_{h,G}(x)$ 达到稳态时,特征 x 漂移到局部极大值处^[9,10],并有迭代(3)式(其中 $y_1 = x$):

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x_i - y_j}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x_i - y_j}{h}\right\|^2\right)} \quad (j = 1, 2, \dots). \quad (3)$$

在给定带宽 h 下,对于每个样本点 $x \in X$,通过该迭代均可以漂移到其局部极大值点。由(2)式和(3)式可知,当概率密度大的区域均值漂移步长 $m_{h,G}(x)$ 较小,在概率密度小的区域均值漂移步长较大。均值漂移迭代过程实质上是一个自适应步长的梯度爬升过程。在(3)式迭代过程中,涉及带宽 h 的选择,如果带宽太大将导致估计变得平滑,反之估计将变得不稳定。通常,依据样本空间潜在分布设计的变带宽均值漂移算法将获得比固定带宽聚类算法更好的结果^[11]。

和 Parzen 窗估计类似, K -近邻估计(K -NN)也是一种常用的非参数概率密度估计方法。在估计样本 x 的概率密度 $\hat{f}_K(x)$ 时,两者的不同之处在于: Parzen 窗估计给定邻域的带宽大小 h 而不指定邻域内样本的数目。 K -近邻估计给定估计概率密度用到的邻域样本数目 K ,而不限制邻域带宽 h 的大小。因此, K -近邻估计可以看作一种变带宽的 Parzen 窗估

计。基于此,可以得到一种基于 K -近邻概率密度估计的均值漂移迭代算法,其迭代公式为

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{h_i^{d+2}} \cdot x_i \left(\left\| \frac{x_i - y_j}{h_i} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{h_i^{d+2}} \left(\left\| \frac{x_i - y_j}{h_i} \right\|^2 \right)}, \quad (j = 1, 2, \dots) \quad (4)$$

式中 $h_i = \|x_i - x_{i,K}\|_1$, 即 x_i 处的带宽参数 h_i 由 x_i 到 $x_{i,K}$ 的距离决定, $x_{i,K}$ 为与 y_j 第 K 接近的样本点。这样带宽选择问题就转化为样本数目 K 的估计问题。考虑到 K 的选择和特征空间的维数 d , 样本的数量 n 及样本空间的潜在分布相关, 文献[12] 在分析参数 K 与三者关系的基础上, 给出了样本服从高斯分布时, 采用 K -近邻方法进行非参数概率密度估计时, 样本数目 K 的估计公式为

$$K = k_0 n^{1/(d+4)}, \quad (5)$$

式中 k_0 为常数, 当 $d = 1$ 时, k_0 随着特征维数的增加而减小。

大数定律保证了特征空间服从高斯分布或高斯混合分布的合理性, 故本文采用(5)式作为 K 值的估计方法。在本文的光谱特征提取中, 对于多光谱影像光谱特征维数为 $d = 3$, 取常数 $k_0 = 0.8$ 。全色波段时 $d = 1$, 取常数 $k_0 = 1$ 。则由(5)式可得: 对于 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 多光谱影像 K 为 252, $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 多光谱图像 K 取 452。对于影像的每个像元, 对其光谱特征向量 x_i^j 通过(4)式的迭代过程可得到滤波输出 z_i^j 。该输出作为光谱特征, 将和 Gabor 纹理一起构成特征空间。另外, 从(4)式可知光谱特征向量的收敛值由其邻域的样本点加权计算而来。由于光谱特征空间中相邻的样本点在影像网格上的空间位置往往也比较接近, 滤波过程可近似的理解为空间域的一种迭代、变权重的邻域加权平均滤波算法。

2.2 多尺度 Gabor 纹理特征抽取

通过对光谱特征的变带宽均值漂移滤波, 具有相近光谱特性的样本在光谱空间中分布更为紧密, 对后续分类结果的影响表现为胡椒盐效应的改善。然而, 高分辨率影像中不同地物往往具有相似的光谱表象, 对光谱特征进行均值漂移也可能会使得光谱相似的不同质样本(树木和草地, 道路和屋顶等)收敛到特征空间中相近的模式, 导致地物光谱不可分性的进一步加剧。因此, 高分辨影像分类问题中常常通过加入反映纹理、空间拓扑关系的特征来提高结果的稳健性^[6, 12, 13]。

本文采用 Gabor 小波滤波器组提取纹理特征。

选择 Gabor 滤波器有 3 个原因: 1) 图像的 Gabor 滤波过程实质上是其加窗傅里叶变换过程, 滤波可同时实现频域和时域的局部化功能^[14]。2) Gabor 滤波器的带通性与人类的视觉接收模型吻合^[14, 15]。3) 基于滤波的方法不存在基于统计的纹理特征常见的窗口选择问题。

Manjunath 等^[7] 基于滤波器半峰幅度支集相接的准则, 通过 Gabor 小波母函数的旋转变换和尺度变换给出了一组具有多尺度和多方向特性的滤波器。Gabor 小波母函数为

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2} + 2\pi j u_0 x\right). \quad (6)$$

在该方法中, 为确定一组 Gabor 滤波器组, 只需给定图像的有效频域范围 $[f_l \ f_h]$ (最大范围为 $[0 \ 1]$), 频域的层次数 S 和每层的方向数 D 即可。对于一幅 n 波段的多光谱图像 $I(x, y)$ 与滤波器组进行卷积将获得 $n \times S \times D$ 组纹理特征 $W_{i,s,d}(x, y)$, 如对 3 波段影像, 方向取 6, 尺度数取 4, 将获得 72 维的纹理特征。

$$W_{i,s,d}(x, y) = I_i(x, y) * g_{s,d}, \quad (7)$$

其中, $i = 1 \dots n, s = 1 \dots S, d = 1 \dots D$, $*$ 为卷积操作, $g_{s,d}$ 为 Gabor 滤波模板。

为保证分割效率的同时提高计算效率, 对 Gabor 滤波器组进行整合。整合方法如下:

$$f_{i,s} = \sum_{d=1}^D [I_i(x, y) * g_{s,d}], \quad (8)$$

式中 $i = 1 \dots n, s = 1 \dots S, f_{i,s}$ 为第 i 个波段、第 s 尺度的 Gabor 滤波输出。

通过同一尺度不同方向滤波结果, 捕获落入该尺度频带范围内纹理可能的方向, 以提高纹理边缘区分精度, 对同一尺度不同方向 Gabor 滤波结果求和获得影像不同频带内的纹理特征表达。这样, 对于每个像素点将获得 $(n \times S)$ 维纹理特征向量: $x^i = [f_{1,1}, \dots, f_{1,s}, f_{2,1}, \dots, f_{n,1}, \dots, f_{n,s}]$, 如 3 波段影像将获得 12 维的多尺度纹理特征。需要说明的是, 在算法实现过程中, 并不需要影像与原始 Gabor 滤波组一一卷积而后相加, 可通过傅里叶变换和采用滤波器模板提高运算效率。整合特征的频域运算形式为

$$f_{i,s} = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \mathcal{F}[I_i(x, y)] \cdot \mathcal{F} \left(\sum_{d=1}^D g_{s,d} \right) \right\}, \quad (9)$$

式中 $\mathcal{F}(\cdot)$ 和 $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 为傅里叶变换及逆变换。

只需所有尺度及方向的模板矩阵, 将同一尺度上的 d 个方向模板相加就将获得该尺度上整合后的

滤波器模板 $\sum_{a=1}^D g_{i,a}$, 进而可建立滤波器模板的查找表。为获得影像的纹理特征, 只需影像与对应的模板组分别进行频域乘法及傅里叶逆变换即可。

在文献[7]中, $f_l = 0.05, f_h = 0.4$, 方向取 6, 尺度数取 4, 对大量纹理的检索实验取得了较好结果, 本文沿用这组参数。采用整合后的多尺度 Gabor 滤波器组对原始影像逐波段滤波将获得纹理特征 x^t 。

2.3 基于分类贡献度的特征加权最邻近分类器设计

在模式识别问题中, 特征空间中的特征往往具有一定的尺度属性, 没有先验知识的特征标准化方法往往导致特征原有语义信息的丢失并最终导致聚类达不到预期的结果^[16]。在遥感影像分割中, 光谱特征向量 x^c 和 Gabor 纹理特征向量 x^t 的尺度属性不同决定其对最终分类的贡献是不同的, 若仅仅将所有特征维样本简单归一化到一个数值范围内后, 往往会扭曲特征对分类的贡献。

文献[17]给出了一种小波域特征加权的方法, 并将其用于纹理影像分类。该方法以特征的样本方差 δ 来度量特征对纹理的表达能; 认为方差越小, 特征对该类纹理的描述能力越强; 采用样本方差的倒数作为特征维对分类贡献的度量, 通过分类贡献率对特征的加权, 强化描述能力强的特征, 弱化描述能力差的特征。基于类似思想, 本研究定义了一族分类贡献度函数 $\omega(\delta, A)$ (δ 为特征方差, A 为贡献调解参数), 满足如下条件

$$\omega(\delta, A) > 0, \quad (10)$$

$$\forall \delta_1 \geq \delta_2, \omega(\delta_2, A) \geq \omega(\delta_1, A). \quad (11)$$

考虑到 Gabor 纹理特征对于分类结果的影响往往不是简单的线性尺度关系, 采用 $\omega(\delta, A) = \log(A/\delta)$ 形式的贡献函数。

假设某一类纹理 j 有 N_j 个训练样本 ($j = 1 \cdots T, T$ 为类别数), 重写其像元 i 的光谱及 Gabor 特征向量为 $X_{j,i} \equiv [x_{j,i,1}, \dots, x_{j,i,M}]$ ($i = 1 \cdots N, N$ 为特征的维数)。则训练和分类过程如下:

1) 首先将特征各维归一化到 $[0, 1]$;

2) 计算纹理 j 的样本均值向量 $\bar{X}_j = [\bar{x}_{j,1}, \dots, \bar{x}_{j,M}]$ ($\bar{x}_{j,k}$ 为第 j 类纹理的第 k 维特征的均值);

3) 计算纹理 j 的样本方差向量 $S_j^2 = [s_{j,1}^2, \dots, s_{j,M}^2]$ ($s_{j,k}^2$ 为第 j 类纹理的第 k 维特征的训练样本方差), 其中 $s_{j,t}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{j,t,i} - \bar{x}_{j,t})^2$;

4) 设置纹理 j 的分类贡献度向量 $W_j =$

$[\omega_{j,1}, \dots, \omega_{j,M}]$, 其中 $\omega_{j,m} = \lg(A/s_{j,m})$ ($\omega_{j,m}$ 为第 m 维特征对第 j 类纹理分类的贡献率, A 为贡献调解参数)。则第 j 类纹理分类的加权特征向量为 $X_{j,i}^w = [x_{j,i,1}^w, \dots, x_{j,i,M}^w]$, 其中 $x_{j,i,m}^w = x_{j,i,m} \omega_{j,m}$ 。

5) 计算第 j 类纹理加权后的聚类中心 $X_j^{cu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{j,i}^w$;

6) 重复 1) ~ 4), 获得各特征维对所有类别的分类贡献率向量, 及各类聚类中心;

7) 采用最小距离分类器, 确定像元 i 的类别 T 为: $T = \arg \{ \min_j [dist(X_{j,i}^w - X_j^{cu})] \}$, 即将像元 i 归为与加权聚类中心最接近的一类。

3 实验结果和分析

实验数据源为武汉地区 QuickBird 遥感影像, 其中多光谱波段空间分辨率为 2.44 m, 包含 RGB 三个波段, 全色数据则由 RGB 灰度化得到。为便于分割精度的定量评价, 实验采用了典型地物的合成影像。实验中, 依据光谱或纹理相似的原则选择影像区域, 由人工解译获得定量精度评估的参考数据。

实验图像如图 1 所示, 图中注释为影像的大小。图 1(a) 中灌木和树林光谱和纹理均存在一定的相似性, 且类别内部光谱信息变换剧烈。图 1(b) 中, 有树木、草地、道路 3 类, 可以看出草地和树木光谱信息存在明显的相似性。图 1(c) 可分为 4 种典型的地表纹理: 田地、水体、建筑区以及林地。建筑区中包含阴影、房屋等光谱差异比较大的象元将给基于光谱的分割带来较大挑战。图 1(d) 的灰度图可分为 3 类, 即树木, 建筑区以及裸地, 建筑区与裸地纹理光谱存在一定的相似性。

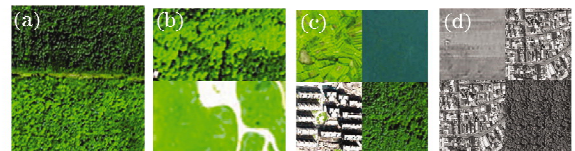


图 1 实验影像(a)256×256 pixel; (b)128×128 pixel; (c)256×256 pixel; (d)256×256 pixel

Fig. 1 Remote sensing images used in experiments (a) 256 pixel×256 pixel; (b)128 pixel×128 pixel; (c) 256 pixel×256 pixel; (d)256×256 pixel

3.1 实验一

为验证变带宽均值漂移算法(AMSF)的滤波效果, 实验将变带宽滤波与两种具有较好边缘保持效果的滤波方法[中值滤波(MF)及小波域硬阈值滤波(WF)^[18]]进行了比较。WF 方法通过对影像高

频子带的选择性规整实现影像的平滑滤波。WF 方法中,实验采用‘harr’小波基,分解层数为 3;MF 方法取 5×5 和 7×7 两种滤波窗口。两种算法均逐波段进行处理。滤波效果采用结构相似指数 (Structural similarity, SSIM)^[19] 和局部光谱同质指数 (Local spectral similarity, LSSIM) 两个定量指标以及目视效果综合评价。

结构相似指数反映了影像结构信息的相似程度,两幅影像结构越相似则该指数越接近于 1。对于多波段影像,本实验采用波段平均代表影像的整体测度。每个像素点为种子,给定光谱阈值,通过区域生长可获得光谱同质性区域的数目 C_s 。影像的区域数目 C_r 与影像像素个数 C_p 的比值与 1 的差值: $1 - C_s/C_p$ 即为 LSSIM。 C_s 越小,影像的同质区域面积越大,影像的局部区域的光谱一致性就越好,该比值越接近于 1。

本文给出了其中一副纹理影像采用不同方法的滤波结果(如图 2 所示)。可以看到,MF 可以有效实现影像的平滑,且尺度窗口越大平滑效果越明显,但是无法有效的保持影像的边缘信息。WF 和 AMSF 则在保持影像的边缘有更好的表现。

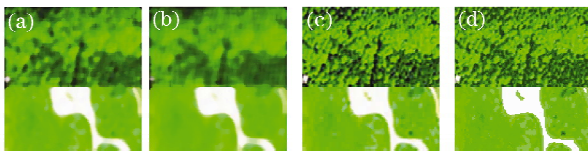


图 2 三种滤波方法不同参数结果的对比(a)MF(5×5); (b)MF(7×7);(c)WF;(d)AMSF

Fig. 2 Filtering results by three methods with different parameters. (a) MF(5×5); (b) MF(7×7); (c) WF; (d) AMSF

影像的 SSIM 和 LSSIM 两个测度一起反映了滤波算法的边缘保持能力及区域滤波效果。SSIM 和 LSSIM 测度值越接近于 1,说明滤波算法的边缘保持能力和对局部区域的平滑均达到了较好的效果。考虑到真实的高分辨率遥感影像的空间细节十分丰富,过度的平滑会造成不同地物类别之间的光谱的混淆,反而不利于后续分类处理的特征提取。因此,一种理想的滤波算法应在保持地物最小单元边界的前提下,尽可能平滑区域内像素,即在保证 SSIM 测度可能较大的前提下,使得局部区域的光谱一致性有较佳表现。

由四幅滤波结果的 SSIM 测度统计图(如图 3 所示)可见,WF 方法和 AMSF 方法的滤波结果,其边缘保持性能要明显优于不同参数的中值滤波结

果,边缘保持精度均可达到 0.8 以上。图 4 为滤波结果及原始影像的 LSSIM 统计对比图。结合图 2 可以看到:各种滤波方法较之原始影像(标记为 Ori),LSSIM 均有显著提高。这表明各种滤波方法均有效的提高了影像的光谱一致性;随着滤波窗口的增大,MF 方法的区域光谱一致性增强,但边缘保持精度下降;WF 和 AMSF 方法的 LSSIM 测度的对比结果因图像而异,但均与 SSIM 测度呈相反的变化趋势,两者之间存在此消彼长的制约关系。这主要是因为滤波过程固然增加了局部区域光谱的一致性,同样会导致影像弱边缘的过度平滑。

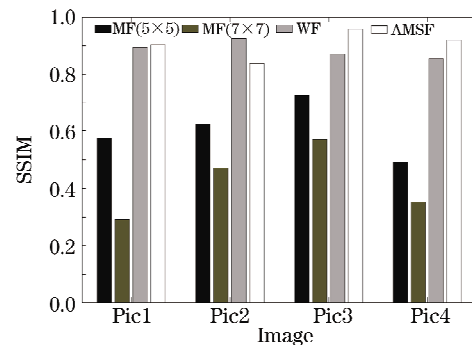


图 3 不同算法处理结果的 SSIM 测度对比图

Fig. 3 SSIM metric comparison of filtering results by different algorithms

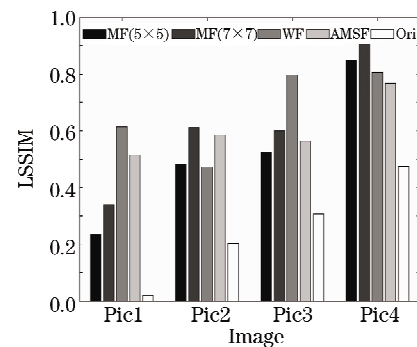


图 4 处理结果及原始影像 LSSIM 测度对比图

Fig. 4 LSSIM metric comparison of filtering results with original image

结合定量分析和目测解译的结果可得:变带宽均值漂移滤波方法有最好的边缘保持精度和局部区域光谱一致性;小波域方法结果的局部光谱一致性优于均值漂移滤波方法。然而,WF 方法的缺点在于:1)小波分解时要求影像的高宽须均为 2 的整数次幂;2)不同的小波基滤波结果存在较大的差异,非对称的小波滤波器往往在信号边缘产生伪 Gibbs 现象,影响滤波结果的边缘定位精度。较之 WF 方法,AMSF 的优势在于不需要参数调整,算法具有较好的稳健性。

3.2 实验二

这里给出了其中两幅影像的贡献度参数 A 对分类精度的影响曲线(如图 5 所示)。在图中,3 条曲线表示采用相同的训练样区及加权距离算法,不同的特征分类结果随 A 值变化的趋势。由图中各条曲线可以看到,当 A 在 $[20 \ 200]$ 区间以步长 10 递增时,分类精度和精度的最高值相差均在 3% 以内,分类精度变化趋于稳定,这意味着文中定义的对数形式特征贡献函数对于参数 A 的选择并不敏感。由于更多幅影像也表现出类似的规律,故本研究在随后的实验中贡献度调节参数 A 均取值 20,实验结果如图 6 的最后一列所示。

另从图 5 的统计结果可以看到,只采用整合后

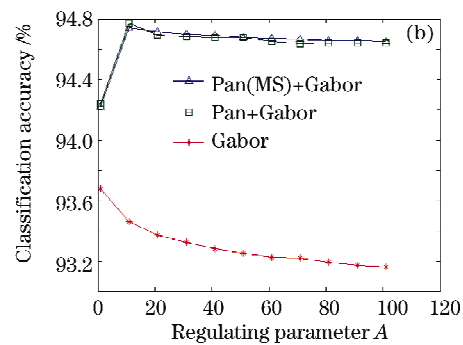
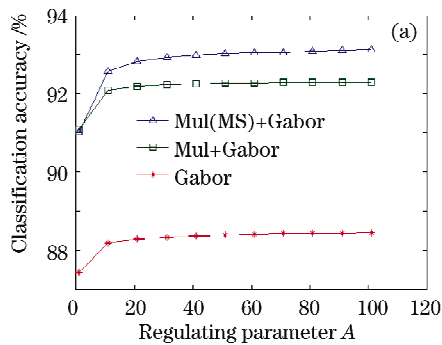


图 5 不同特征组合随调节参数 A 变化图(a)图 1(c);(b)图 1(d)

Fig. 5 Relation of classification accurac with different feature combination and parameter A in images

(a) for image 1(c);(b)for image 1(d)

3.3 实验三

实验三采用滤波后的光谱特征(记为 AMSF)、整合的 Gabor 纹理特征(记为 GABOR)及 3 种分类器(模糊 C 均值分类器(FCM), ISODATA 分类器以及本文提出的加权最小距离分类器(WMD))共 5 种组合进行对比实验。实验中,FCM 最大迭代次数为 100,收敛阈值为 1×10^{-5} 。WMD 分类器中,采用对数型贡献函数,参数 A 取值均为 20。4 幅实验影像的不同分割方法结果如表 1 和图 6 如示。

由图 6 可见,对比其他算法,本文提出算法获得的分割的区域完整性更好,胡椒盐效应明显小于其他方法。仅仅采用光谱特征时,不同的分类器均不能获得满意的分类结果。5 种分割方法的分割精度如表 2 如示。

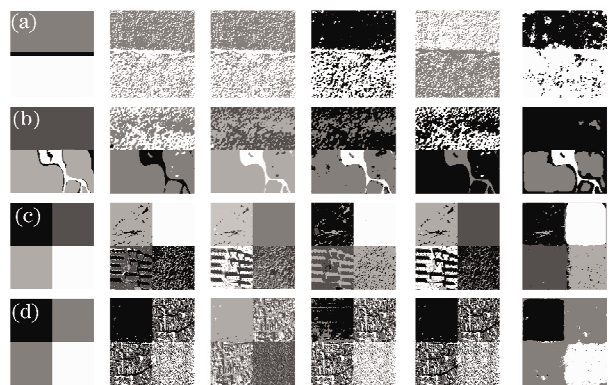


图 6 实验结果(a)图 1(a);(b)图 1(b); (c)图 1(c);(d)图 1(d)

Fig. 6 Segmentation results with different algorithms (a) for image1(a); (b) for image1(b); (c) for image1(c);(d) for image1(d)

表 1 分割方法

Table 1 Segmentation method

| Image | AMSF | AMSF | AMSF | AMSF+GABOR | AMSF+GABOR |
|---------------------|-------|-----------|-------|------------|------------|
| Segmentation method | + FCM | + ISODATA | + WMD | + FCM | + WMD |

表 2 四幅影像分割精度表
Table 2 Segmentation accuracy of four images

| | AMSF + FCM | AMSF + ISODATA | AMSF + WMD | AMSF+Gabor + FCM | AMSF+Gabor + WMD |
|-----------|---------------|-------------------|---------------|---------------------|---------------------|
| Image1(a) | 0.6948 | 0.6830 | 0.7896 | 0.6984 | 0.8155 |
| Image1(b) | 0.7025 | 0.7024 | 0.7764 | 0.7025 | 0.8584 |
| Image1(c) | 0.3056 | 0.6142 | 0.6265 | 0.5724 | 0.9281 |
| Image1(d) | 0.5457 | 0.5380 | 0.5651 | 0.5457 | 0.9464 |

由表 1 可知,采用相同特征的情况下,WMD 分类器效率较之其他分类器分割精度平均高出 10% 左右,采用纹理信息、光谱信息及 WMD 分类器的组合有最高分类精度。具体来说:采用光谱特征时,FCM 和 ISODATA 分类器两者之间分类效率相当,WMD 分类器效率高于前两者。但各影像分类精度平均只达到 60% 左右,可见仅采用光谱特征不能获得较理想的分类结果。但仅仅采用纹理波段和光谱特征以波段形式归一化而后简单叠加,并不能有效提高分割精度。其原因在于,不同的特征维对不同地物类别的区分程度难以度量。一方面,增加区分度强的特征维固然有利于增加特征向量的区分能力;另一方面,区分度差的特征维却会弱化现有特征的区分能力反而不利于分类精度提高,即“维数灾难”问题。而采用 Gabor 纹理,AMSF 光谱及 WMD 分类器的组合较之其他组合分割精度有明显的改善,平均分割正确率达到 80% 以上。这是因为加权最小距离分类器通过权值区分了特征对不同地物的描述特征能力,对分类效果好的特征维予以大权值,分类效果差的特征予以小权值。另外,在得到影像的统计特征后,由于 WMD 不需要 ISODATA 及 FCM 算法中的迭代过程,算法时间复杂度仅和像素个数呈线性关系。

综合表 2 和图 7 的结果可知,本文提出的基于光谱和纹理信息加权的遥感纹理分割算法是有效的,较之常规基于光谱的分割方法具有一定优势。

4 结 论

基于对高分辨率遥感影像分割方法中存在问题的分析,提出了一种光谱与空间纹理特征结合的遥感纹理分割方法。实验结果表明,对于多种典型的多光谱和全色遥感纹理,本文提出的方法较之传统基于光谱的方法分割精度有较大的提高,且时间复杂度主要特征由提取的复杂度决定。另外,值得一提的是本文提出的基于方差的特征贡献方法不仅仅适用于本文提及的两类特征,对其他的逐像素度量

的特征也是有效的。

然而,该算法诸多方面仍还有待完善。具体如下:

1) 现有的均值漂移算法,多是 Parzen 窗估计推导而来,往往存在带宽难以选择的问题。以 K 近邻估计为基础的均值漂移算法实质上是一种变带宽算法。然而在算法实现中,寻找样本点的 K 个近邻,计算复杂度较高。设计高效的邻域搜索算法,对于提高算法在具有海量特性的遥感影像中的应用,具有积极意义。

2) 本文提出的基于特征贡献的分割方法实质上是一种特征空间距离学习算法。分类贡献度作为特征贡献的一种度量,可以将分割的语义信息考虑进来。如何根据遥感影像分析的目标和特征构造更为合适的类别贡献函数,在特征提取与语义信息的鸿沟之间建立桥梁至关重要。

3) 本文虽然考虑了胡椒盐效应产生的原因,并通过光谱特征的均值漂移滤波加以降低噪声的影响。但是,要从根本上提高算法的抗噪性能,还需要将形状、拓扑关系信息融合起来,基于图斑作进一步的处理。

参 考 文 献

- Ye Chuanqi, Miao Qiguang, Wang Baoshu. An image fusion algorithm using region segmentation and contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 447~453
叶传奇, 苗启广, 王宝树. 基于区域分割和 Counterlet 变换的图像融合算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(3): 447~453
- Yang Haitao, Chang Yilin, Huo Junyan *et al.*. Depth characteristic-based image region partition and regional disparity estimation for multi-view video coding[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(6): 1073~1078
杨海涛, 常义林, 霍俊彦 等. 应用于多视点视频编码的基于深度特征的图像区域分割与区域视差估计[J]. *光学学报*, 2008, **28**(6): 1073~1078
- Liu Zhifang, Wang Yunqiong, You Zhisheng. A simple and effective method to segment moving vehicle cast shadow[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(5): 835~840
刘直芳, 王运琼, 游志胜. 简单有效的运动汽车投影阴影分割算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(5): 835~840
- II. G. Akcay, S. Aksoy. Automatic detection of geospatial objects using multiple hierarchical segmentations[J]. *IEEE T. Geosci. Remote.*, 2008, **46**(7): 2097~2111

- 5 S. Aksoy, H. G. Akcay, Multi-resolution segmentation and shape analysis for remote sensing image classification[C]. *IEE Recent Advances in Space Technologies*, 2005, 599~604
- 6 F. Dell'Acqua, P. Gamba, A. Ferrari *et al.*. Exploiting spectral and spatial information in hyperspectral urban data with high resolution[J]. *IEEE Geosci. Remote. Lett.*, 2004, 1(4): 322~326
- 7 B. S. Manjunath, W. Y. Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE T. Pattern Anal.*, 1996, 18(8): 837~842
- 8 K. FUKUNAGA, L. D. HOSTETLER. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. *IEEE T. Inform. Theory*, 1975, 21(1): 32~40
- 9 Y. Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE T. Pattern Anal.*, 1995, 17(8): 790~799
- 10 D. Comaniciu, P. Meer. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE T. Pattern Anal.*, 2002, 24(5): 603~619
- 11 D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection[C]. *IEEE*, 2001
- 12 K. Fukunaga, L. Hostetler. Optimization of k-nearest-neighbor density estimates[J]. *IEEE T. Inform. Theory*, 1973, 19(3): 320~326
- 13 K. M. Chen, S. Y. Chen. Color texture segmentation using feature distributions[J]. *Pattern Recogn. Lett.*, 2002, 23(7): 755~771
- 14 D. Dunn, W. E. Higgins. Optimal Gabor filters for texture segmentation [J]. *IEEE T. Image Process.*, 1995, 4(7): 947~964
- 15 Wu Gaohong, Zhang Yujin, Lin Xinggang. Optimal Gabor filter design for bi-textured image segmentation [J]. *Acta Electronic Sinica*, 2001, 29(1): 48~50
吴高洪, 章毓晋, 林行刚. 分割双纹理图像的最佳 Gabor 滤波器设计方法[J]. *电子学报*, 2001, 29(1): 48~50
- 16 J. P. M. d. Sa. *Pattern Recognition: Concepts, Methods and Applications* [M]. London: Springer, 2001
- 17 G. Wu, Y. Zhang, X. Lin. Wavelet transform-based texture classification with feature weighting [C]. *IEEE, Image Processing*, 1999, 4: 435~439
- 18 D. Donoho, I. Johnstone. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425~455
- 19 W. Zhou, A. C. Bovik, II. R. Sheikh *et al.*. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE T. Image Process.*, 2004, 13(4): 600~612