

基于空间约束 Student's-T 混合模型的模糊聚类图像分割

赵泉华, 李晓丽, 赵雪梅, 李 玉

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

摘要: 针对基于高斯混合模型的模糊聚类算法对噪声和异常值敏感的问题, 利用包含邻域关系的先验概率与 Student's-T 分布构建基于空间约束的混合模型. Student's-T 分布具有重尾的特点, 较之高斯分布具有更强的抗噪能力. 此外, 在标号场上利用马尔科夫随机场模型刻画包含像素与其邻域像素相关性的先验概率, 并表达为混合模型的权值系数以增强算法的鲁棒性. 通过对合成图像和真实彩色图像分割结果的定性定量分析, 验证了所提出算法的有效性和可行性.

关键词: Student's-T 混合模型; 空间约束; 模糊聚类; 图像分割

中图分类号: TP751

文献标志码: A

Fuzzy clustering algorithm based on spatially constrained Student's-T mixture model for image segmentation

ZHAO Quan-hua, LI Xiao-li, ZHAO Xue-mei, LI Yu

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China. Correspondent: ZHAO Quan-hua, E-mail: zqhlby@163.com)

Abstract: For the problem that the fuzzy clustering image segmentation algorithm based on Gaussian mixture model is sensitive to noises and outliers, a mixture model with spatial constraint is constructed by using a prior probability with neighborhood relationship and Student's-T distribution. The characteristic of heavy-tails in Student's-T distribution can overcome noise better than Gaussian distribution. In addition, the prior probability is constructed on the label field based on the interactions of pixel and its neighbors by markov random field model, and is expressed as the weight degree in the mixture model to enhance robustness. The qualitative and quantitative analysis of the segmentation results for composite image and real color images show the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

Keywords: Student's-T mixture model; spatially constrained; fuzzy cluster; image segmentation

0 引 言

目前, 模糊聚类算法已经广泛应用于图像分割^[1], 最具代表性的是模糊 C 均值聚类算法 (FCM)^[2-3]. 由于传统 FCM 算法自身抗噪性较差, 学者们提出了众多改进 FCM 算法^[4-8]. 该类算法中, 非相似性测度作为描述像素与聚类间相似性程度的重要指标, 其定义方式直接影响分割结果的精度. 其中, 基于统计学的模糊聚类算法大多利用单一概率分布模型描述聚类内分布, 并据此定义非相似性测度. 虽然该方法能在一定程度上较好地刻画实验数据的统计规律, 但是由于单一概率分布模型只能描述具有单峰值特征的数据分布, 而随着遥感数据分辨率的不断提高, 其分布

特征越来越复杂, 往往具有多峰值特征. 因此, 为了能够更加准确地拟合多峰值数据, 往往采用混合模型进行建模.

混合模型^[9-10]是一种基于统计学的建模工具, 定义为同一类型不同参数概率分布函数的加权和. 其中, 各个分布函数的权值系数取值范围为 0 到 1, 其总和为 1, 概率模型的成员函数可以为任意分布函数^[11]. 当成员函数为高斯分布函数时, 该混合模型称作高斯混合模型 (GMM)^[12-16].

GMM 因其结构简单被广泛应用于图像分割中. 但是高斯分布只能描述具有高斯特征的图像, 不能准确地描述具有重尾特征的数据, 且易受噪声和异常值

收稿日期: 2015-12-22; 修回日期: 2016-03-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271435); 国家自然科学基金青年基金项目(41301479); 辽宁省自然科学基金项目(2015020090).

作者简介: 赵泉华(1978-), 女, 副教授, 博士生导师, 从事遥感图像建模与分析、解析几何在遥感图像处理中的应用等研究; 李晓丽(1994-), 女, 硕士生, 从事遥感影像信息识别与提取的研究.

影响. 而 Student's-T^[17-22]分布自身具有重尾的特点, 并可以通过自由度控制分布曲线形态及尾部厚度, 能够适应于不同的数据需要. 因此, 本文采用 Student'-T 混合模型定义非相似性测度, 以便改善高斯混合模型不能较好克服噪声和异常值的问题. 此外, GMM 的权值系数由各分布占总体的比重定义, 没有引入邻域像素的空间相关性, 导致其分割结果缺乏鲁棒性. 为了引入邻域作用, 本文采用马尔科夫随机场^[23-25] (MRF) 建模像素与其邻域像素标号间的相关性, 并据此定义基于标号场的先验概率, 以实现平滑噪声的目的. 进而, 将该先验概率作为 Student's-T 概率密度函数的权值, 构建包含邻域像素空间相关性的混合模型, 并在该模型的基础上结合熵规则化项提出基于空间约束 Student's-T 混合模型的模糊聚类图像分割方法 (FCM-SCSMM). 由于该方法利用 Student's-T 重尾的特点, 能够更加准确地拟合数据分布特征, 同时引入标号场邻域像素相关性建模先验概率, 极大程度地增强了算法的鲁棒性, 提高了算法的分割精度.

1 算法描述

1.1 图像表达

假设待分割图像为 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_i : i = 1, 2, \dots, n\}$. 其中: i 为像素索引; n 为总像素数; $\mathbf{x}_i = \{x_{iR}, x_{iG}, x_{iB}\}$ 为 RGB 彩色空间中像素 i 的光谱测度矢量, x_{iR} 、 x_{iG} 、 x_{iB} 分别为 \mathbf{x}_i 的红、绿、蓝分量. 图像 \mathbf{x} 可以看作是特征场 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_i : i = 1, 2, \dots, n\}$ 的实现, \mathbf{X}_i 为定义在像素 i 上的随机矢量. 定义标号场 $\mathbf{Y} = \{Y_i : i = 1, 2, \dots, n\}$ 表征像素的类属性. 其中: $Y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 为定义在像素 i 上的随机变量, k 为图像 \mathbf{x} 内同质区域数. 标号集 $\mathbf{y} = \{y_i : i = 1, 2, \dots, n\}$ 可看作标号场 \mathbf{Y} 的实现, 并表征图像 \mathbf{x} 的分割结果.

1.2 空间约束 Student's-T 混合模型

假设在已知像素 i 类属性条件下 ($y_i = j$), 其光谱测度矢量 \mathbf{x}_i 服从 Student's-T 分布, 则分布函数可表示为

$$p(\mathbf{x}_i | y_i = j, \boldsymbol{\theta}_j) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+c}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \left[\frac{1}{(v\pi)^{\frac{c}{2}}}\right] \frac{1}{\sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}_j|}} \times \left[1 + \frac{1}{v}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_j)^T \boldsymbol{\Sigma}_j^{-1}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_j)\right]^{-\frac{(v+c)}{2}}. \quad (1)$$

其中: $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数; c 为第 i 个像素光谱测度矢量的维度, 对于 RGB 彩色图像, $c = 3$; $\boldsymbol{\theta}_j = (\boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\Sigma}_j)$, $j = 1, 2, \dots, k$, $\boldsymbol{\mu}_j = \{\mu_{jR}, \mu_{jG}, \mu_{jB}\}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_j$ 分别为对应第 j 类的均值和协方差矩阵, μ_{jR} 、 μ_{jG} 、 μ_{jB} 为彩色分量; $v \in [0, +\infty)$ 为自由度, 用来调整 Student's-T 分布尾部长度及厚度. 不同自由度 v 下 Student's-T 分布曲线图如图 1 所示, v 越大, Student's-T 分布越接近于

高斯分布.

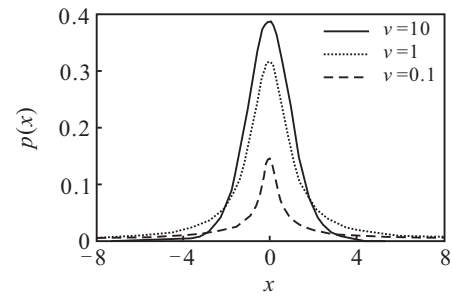


图 1 不同自由度 v 下 Student's-T 分布

假设表征像素光谱测度矢量 \mathbf{x}_i 统计分布的各边缘概率相互独立, 图像 \mathbf{x} 的联合条件概率密度函数为

$$p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\Pi}, \boldsymbol{\Theta}) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\Pi}, \boldsymbol{\Theta}) = \prod_{i=1}^n \sum_{j=1}^k \pi_{ij} p(\mathbf{x}_i | y_i = j, \boldsymbol{\theta}_j). \quad (2)$$

其中: $\boldsymbol{\Pi} = \{\pi_{ij} : i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, k\}$, 且 $\boldsymbol{\Theta} = \{\boldsymbol{\theta}_j : j = 1, 2, \dots, k\}$. 式 (2) 表示 Student's-T 混合模型.

令像素 i 的标号 $y_i = j$ 的先验概率为 $p(y_i = j) = \pi_{ij}$, 且满足约束条件: $0 \leq \pi_{ij} \leq 1$, $\sum_{j=1}^k \pi_{ij} = 1$. 根据贝叶斯定理可得 \mathbf{x}_i 的边缘概率

$$p(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\Pi}, \boldsymbol{\Theta}) = \sum_{j=1}^k \pi_{ij} p(\mathbf{x}_i | y_i = j, \boldsymbol{\theta}_j). \quad (3)$$

在基于混合模型的图像分割中, 对于给定像素标号, 各像素光谱测度矢量的统计分布相互独立, 忽略了邻域像素的相关性. 因此, 该模型对像素噪声和异常值十分敏感, 往往导致分割结果中含有大量斑点噪声. 为了解决这一问题, 利用 MRF 建模先验概率 π_{ij} , 以刻画邻域像素的空间关系.

设 $\boldsymbol{\partial}_i = \{\boldsymbol{\partial}_i : i = 1, 2, \dots, n\}$ 为定义在图像域上的邻域系统. 其中: $\boldsymbol{\partial}_i$ 为像素 i 的邻域像素集合, 满足 $i \notin \boldsymbol{\partial}_i$, 并且当且仅当 $i \in \boldsymbol{\partial}_{i'}, \forall i, i' \in \{1, 2, \dots, n\}$, 有 $i' \in \boldsymbol{\partial}_i$. 为了定义像素标号与邻域像素标号的相关性, 假定在标号场上, 像素 i 的标号只与其邻域像素标号有关, 则其概率分布可表示为

$$p(y_i | \mathbf{y} \setminus y_i) = p(y_i | \mathbf{y}_{\boldsymbol{\partial}_i}), \quad (4)$$

其中 $\mathbf{y}_{\boldsymbol{\partial}_i} = \{y_{i'} : i' \in \boldsymbol{\partial}_i\}$. 为了建模 MRF 标号场, 定义标号场先验概率

$$\pi_{ij} = p(y_i = j | \mathbf{y}_{\boldsymbol{\partial}_i}; \beta) = \frac{\exp\left[\beta \sum_{i' \in \boldsymbol{\partial}_i} \tau(y_i = j, y_{i'})\right]}{\sum_{j'=1}^k \exp\left[\beta \sum_{i' \in \boldsymbol{\partial}_i} \tau(y_i = j', y_{i'})\right]}. \quad (5)$$

其中: β 为邻域像素标号作用强度, β 越大, 邻域作用

越强, 由经验得知, 其取值范围一般为 $(0, 2)$; τ 为指示函数, 当 $x = y$ 时, $\tau(x, y) = 1$, 否则 $\tau(x, y) = 0$.

1.3 模糊分割模型

对于给定图像 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_i : i = 1, 2, \dots, n\}$, 其模糊分割可表示为模糊隶属度矩阵 $\mathbf{U} = [u_{ij}]_{n \times k}$. 其中: u_{ij} 为像素 i 对类属 j 的隶属度, 且满足 $0 \leq u_{ij} \leq 1$, $\sum_{j=1}^k u_{ij} = 1$. 在模糊聚类中, 隶属度通常由最小化目标函数得到. 基于空间约束 Student's-T 混合模型, 并结合熵规则化项定义模糊目标函数

$$J(\mathbf{U}, \Theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij} d_{ij} + m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij} \log u_{ij}. \quad (6)$$

其中: m 为模糊因子, 调节算法分割模糊程度, 取值范围通常为 $(0, 1)$; d_{ij} 为距离函数, 表征像素 i 与聚类 j 的非相似性测度, 并定义为

$$d_{ij} = -\log \pi_{ij} p(\mathbf{x}_i | y_i = j, \theta_j). \quad (7)$$

图像分割结果由反模糊化隶属度 \mathbf{U} 得到, 用标号场 \mathbf{Y} 的实现 y_i 表示为

$$y_i = \arg \max_{j=1, 2, \dots, k} u_{ij}. \quad (8)$$

1.4 模型求解

上述模型的参数包括隶属度矩阵 $\mathbf{U} = [u_{ij}]_{n \times k}$ 和均值、协方差矢量 $\theta_j = (\mu_j, \Sigma_j)$, 根据其特性分别确定求解方法. 由于 \mathbf{U} 在目标函数中被显式表达, 采用求导方式直接求解. 对于 $\theta_j = (\mu_j, \Sigma_j)$, 由于通过求导方式直接求解困难, 采用梯度下降法求解.

1.4.1 求解隶属度矩阵 \mathbf{U}

由于隶属度 \mathbf{U} 含有约束条件, 在对 u_{ij} 求导时需要采用约束条件求极值的方法, 即构建拉格朗日函数并令其导数为零, 表示为

$$\frac{\partial}{\partial u_{ij}^{(t+1)}} \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij}^{(t+1)} d_{ij}^{(t)} + m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k u_{ij}^{(t+1)} \times \log u_{ij}^{(t+1)} - \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(\sum_{j=1}^k u_{ij}^{(t+1)} - 1 \right) \right] = 0. \quad (9)$$

由此可得

$$u_{ij}^{(t+1)} = \frac{\exp\left(-\frac{1}{m} d_{ij}^{(t)}\right)}{\sum_{j'=1}^k \exp\left(-\frac{1}{m} d_{ij'}^{(t)}\right)}. \quad (10)$$

1.4.2 求解均值、协方差矢量 Θ

采用梯度下降法求解参数 $\theta_j^{(t+1)} = (\mu_j^{(t+1)}, \Sigma_j^{(t+1)})$, $j = 1, 2, \dots, k$, 即 $\theta_j^{(t+1)} = \theta_j^{(t)} - \eta \nabla J(\theta_j^{(t)})$. 其中: η 为梯度下降法系数, 表示每次调整的步长; $\nabla J(\theta_j^{(t)}) = (\partial J / \partial \mu_j^{(t)}, \partial J / \partial \Sigma_j^{(t)})$, 且有

$$\frac{\partial J}{\partial \mu_j^{(t)}} =$$

$$-\sum_{i=1}^n u_{ij}^{(t)} \frac{(v+d)(\Sigma_j^{(t)})^{-1}(\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})}{v + (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})^T (\Sigma_j^{(t)})^{-1} (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \Sigma_j^{(t)}} = -\sum_{i=1}^n u_{ij}^{(t)} \left\{ \frac{1}{2} [(\Sigma_j^{(t)})^{-1}]^T + \frac{(v+d)}{2} \times \frac{(\Sigma_j^{(t)})^{-1} (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})^T (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)}) (\Sigma_j^{(t)})^{-1}}{[v + (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})^T (\Sigma_j^{(t)})^{-1} (\mathbf{x}_i - \mu_j^{(t)})]} \right\}. \quad (12)$$

1.5 算法流程

综上所述, 提出算法具体操作流程如下:

1) 设置常数: 同质区域数 k , 自由度 v , 模糊因子 m , 邻域作用强度系数 β , 梯度下降法系数 η , 最大迭代次数 T , 相邻迭代间目标函数差阈值 ε . 在本文中, 通常令 $v = 5$, $m = 0.5$, $\beta = 1.2$, $\eta = 10^{-4}$, $T = 20000$, $\varepsilon = 0.001$.

2) 初始化. 令初始迭代次数 $t = 0$, 并随机生成初始隶属度矩阵 $\mathbf{U}^{(0)} = [u_{ij}^{(0)}]_{n \times k}$, 根据式 (8) 反模糊化得到标号场 $\mathbf{Y}^{(0)}$, 并根据现有标号场计算聚类初始均值及协方差 $\Theta^{(0)} = \{\theta_j^{(0)} : j = 1, 2, \dots, k\}$.

3) 根据式 (5) 计算先验概率 $\pi_{ij}^{(t)}$.

4) 根据式 (1) 计算概率分布函数 $p(\mathbf{x}_i | y_i = j, \theta_j^{(t)})$, 并根据式 (7) 计算非相似性测度 $d_{ij}^{(t)}$.

5) 根据式 (10) 更新隶属度矩阵 $\mathbf{U}^{(t)} = [u_{ij}^{(t)}]_{n \times k}$.

6) 采用梯度下降法并根据式 (11) 和 (12) 更新模型参数 $\Theta^{(t)} = \{\theta_j^{(t)} : j = 1, 2, \dots, k\}$.

7) 根据式 (6) 计算目标函数值 $J^{(t)}$, 若 $|J^{(t+1)} - J^{(t)}| < \varepsilon$ 或迭代指示器 t 达到最大迭代次数 T , 则停止迭代, 否则返回 3) 继续迭代.

2 实验结果与讨论

本文在 Intel(R) Core(TM) i5-3470 CPU 3.20 GHz 处理器、Windows 10 专业版的 64 位操作系统上基于 Matlab R2011a 软件利用计算机编程语言实现本文算法及对比算法对合成图像及真实彩色图像的分割, 对比算法基于高斯混合模型定义像素与聚类间非相似性测度, 并利用同一目标函数实现图像分割, 以验证本文算法的优越性.

2.1 合成图像

为了能够定量评价本文提出的算法的有效性, 生成一幅 128×128 像素大小、包含 5 个聚类的模板图像, 如图 2(a) 所示, 以模板图像为标准制作合成图像, 如图 2(b) 所示. 其中: I~V 各个区域是由空间分辨率为 0.5 m 的 Worldview-2 传感器、选取 R、G、B 三个波段的多光谱遥感影像中分别截取的建筑物墙体、草地、森林、海洋及裸地.

对比算法与本文算法对图 2(b) 的分割结果如图 2(c)~图 2(f) 所示. 其中: 图 2(c) 和图 2(e) 为分割结果, 图 2(d) 和图 2(f) 为提取轮廓线与图 2(b) 的叠加图. 从

定性分析的角度可以直观看出: 高斯混合模型分割结果虽然能将区域 II、III、IV 较好分割, 但区域 I 和区域 V 分割结果混杂情况严重, 大量区域 V 内像素被分到区域 I 中(如图 2(c) 和图 2(d) 所示). 而本文算法充分利用 Student's-T 分布具有较重的尾部且平缓的特征, 可以有效平滑噪声, 因此抗噪性能更好, 能较好地分割具有各类噪声的区域(如图 2(e)~图 2(f) 所示).

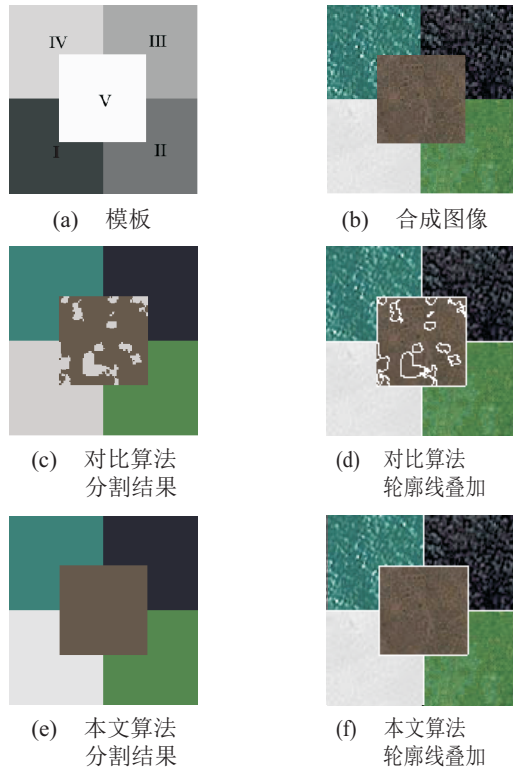


图 2 模板、合成图像及其分割结果

为了更加精确地说明本文算法的有效性, 分别对本文算法及对比算法分割结果进行定量分析. 以图 2(a) 作为模板, 计算各分割结果的混淆矩阵, 并据此计算用户精度、产品精度、总精度以及 kappa 值, 计算结果列于表 1.

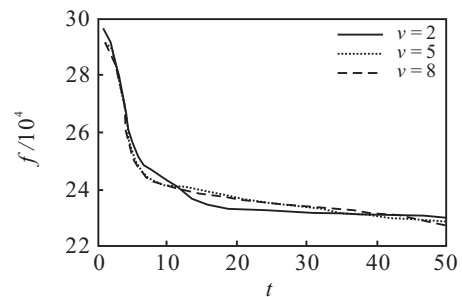
表 1 合成图像分割精度及 kappa 值

算法	精度 / %	区域				
		I	II	III	IV	V
对比算法	用户精度	100	100	100	100	82.2
	产品精度	83.3	100	100	100	100
	总精度			96.1		
	kappa 值			0.95		
本文算法	用户精度	100	100	100	100	100
	产品精度	100	100	100	100	100
	总精度			100		
	kappa 值			1		

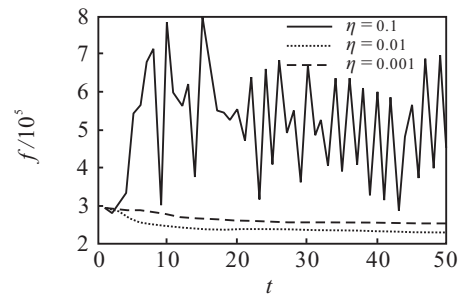
在表 1 中: 用户精度, 即正确分到该类的像素数与被分到该类的所有像素数之比; 产品精度, 即正确分到该类的像素数与应该分到该类的像素数之比; 总精度, 即所有同质区域中正确分类的像素数与总像素数之比; kappa 值表示算法分类结果比随机分类结果减少错误的比例, 值为 $[-1, 1]$, 在遥感图像分割

中, 其允许的最低值为 0.7, 当 kappa 值达到 0.9 时, 说明该算法为优质算法. 由表 1 可知, 在对比算法分割结果中, 虽然区域 II、III、IV 的用户精度和产品精度都为 100%, 但是区域 I 的产品精度仅为 83.3%, 区域 V 的用户精度也只有 82.2%, 而本文算法分割结果中各个区域的产品精度及用户精度均为 100%; 对比算法的总精度仅 96.1%, kappa 值也只有 0.95, 而本文算法的总精度高达 100%, kappa 值为 1. 从数字上可以精确地说明本文算法分割结果优于对比算法.

此外, Student's-T 分布中的自由度 v 及模型求解中的梯度下降法系数 η 的选取也会对分割结果产生一定影响. 在给定相同规则化项系数 m , 邻域作用强度系数 β 条件下: 1) 自由度 v 分别取 2、5、8, 梯度下降法系数 η 为 0.01 时, 目标函数值随迭代次数 t 变化曲线如图 3(a) 所示; 2) 当自由度 v 为 5, 梯度下降法系数 η 分别为 0.1、0.01、0.001 时, 目标函数值随迭代次数 t 变化曲线如图 3(b) 所示.



(a) 自由度 v 对目标函数值影响



(b) 梯度下降法系数 η 对目标函数值影响

图 3 不同自由度 v 及梯度下降法系数 η 条件下目标函数值随迭代次数 t 变化

由图 3(a) 可以看出: 自由度 v 的变化对目标函数值的影响不是十分明显, 3 条曲线按相同的趋势逐渐减小并趋于稳定; 而梯度下降法系数 η 的选取对目标函数值的影响较明显, 当系数为 0.1 时, 曲线呈波动现象. 这表明梯度下降尺度较大时, 不容易达到最优解, 减小梯度下降尺度可使算法稳定在最优解, 但过小的梯度下降尺度会延长算法稳定的时间(见图 3(b)).

2.2 真实彩色图像

为了验证本文算法的普适性, 分别选取聚类数为 2、3、4 的真实彩色遥感图像作为待分割图像, 如图 4(a)~图 4(c) 所示, 像素大小均为 128×128 . 图 4(a) 由分辨率为 1.84 m 的 GeoEye 传感器、选取 R、G、B 三

个波段的多光谱遥感影像中截取, 浅色为海洋, 深色为植被; 图 4(b) 和图 4(c) 由分辨率为 1 m 的 IKONOS 传感器、选取 R、G、B 三个波段的多光谱遥感影像中截取, 图 4(b) 中上三角为森林, 左多边形区域为草坪, 右多边形区域为裸地, 图 4(c) 中两侧为农田, 右上角为草坪, 左下角为裸地, 中间为小路. 由于真实图像无标准模板, 将手绘模板作为标准分割模板 (如图 4(d)~图 4(f) 所示).

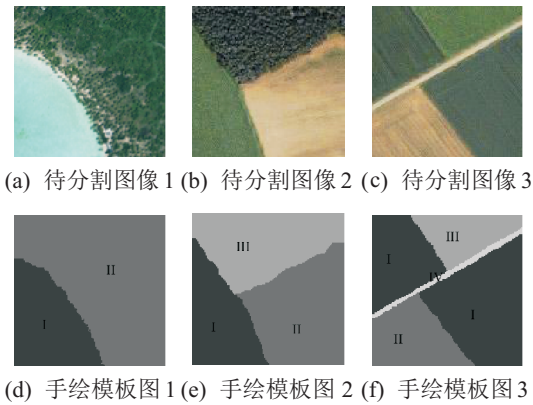


图 4 真实彩色遥感图像及相应手绘模板图

对比算法及本文算法对图 4 中各遥感图像的分割结果如图 5 所示.

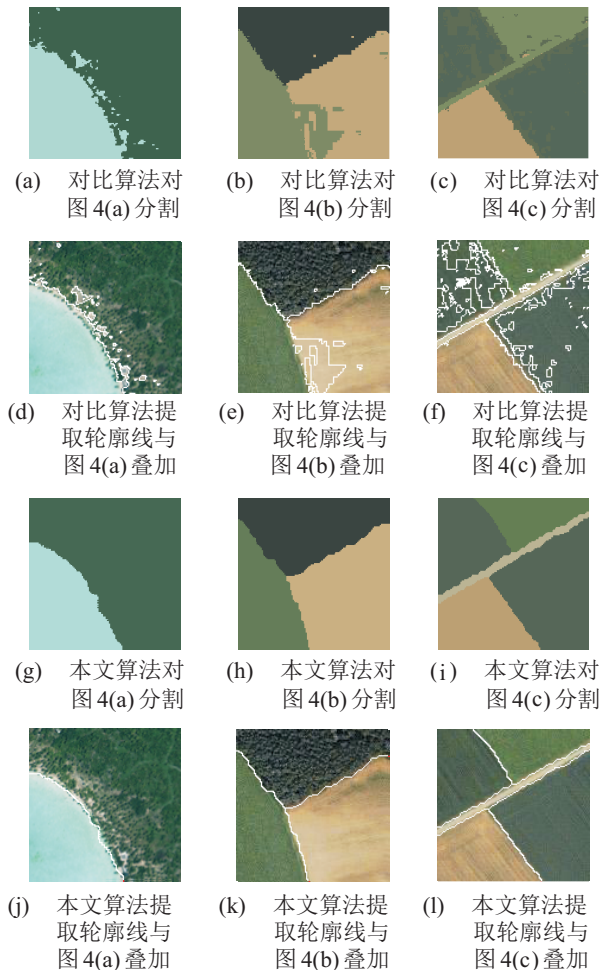


图 5 对比算法及本文算法对图 4 中各遥感图像的分割结果

图 5(a)~图 5(c) 为对比算法分割结果, 图 5(g)~图 5(i) 为本文算法分割结果, 图 5(d)~图 5(f)、5(j)~图 5(l) 分别为对应分割结果轮廓线与原图像叠加图. 由于对比算法采用高斯混合模型描述像素与聚类间的非相似性测度, 不能较好地描述图像特征, 导致植被附近的噪声被分割到海洋类别中 (如图 5(a) 所示). 图 5(b) 中裸地与草坪分割错误. 图 5(c) 中小路未被分割出来. 本文算法采用具有邻域空间作用的 Student's-T 混合模型定义非相似测度, 不仅能够更好地拟合图像分布特征, 还能有效平滑噪声, 使分割结果中无斑点 (如图 5(g)~图 5(i) 所示), 且能有效克服由于像素数目过少而导致被其他聚类吞并的缺点 (如图 5(i) 所示). 为了更加清晰地显示图像分割区域, 根据分割结果提取相应轮廓线与原图像叠加, 直观地反映出对比算法分割结果边界不清晰, 以及同质区域内部含有大量斑点的情况 (如图 5(d)~图 5(f) 所示), 而本文算法分割边线光滑且与原图像吻合程度较高, 基本符合人类主观判读标准 (如图 5(j)~图 5(l) 所示).

以手绘模板为标准, 对真实彩色遥感图像基于本文算法及对比算法的分割结果进行定量分析, 其用户精度、产品精度、总精度以及 kappa 值如表 2 所示, 其中‘-’表示图像中无此区域.

表 2 真实彩色遥感图像分割精度及 kappa 值

图像	精度 /%	区域 (本文算法/对比算法)			
		I	II	III	IV
待分割图像 1	用户精度	98.1/85.1	99.4/100	-	-
	产品精度	98.5/100	99.2/93.0	-	-
	总精度	99.0/95.0			
	kappa 值	0.98/0.88			
待分割图像 2	用户精度	95.7/78.9	96.1/92.8	99.7/99.8	-
	产品精度	98.1/98.4	99.4/85.2	94.1/91.8	-
	总精度	97.2/90.9			
	kappa 值	0.96/0.86			
待分割图像 3	用户精度	99.5/99.9	96.0/98.3	99.3/77.1	67.2/0.24
	产品精度	96.5/71.5	98.9/98.4	96.0/93.3	98.2/1.15
	总精度	97.0/78.0			
	kappa 值	0.95/0.67			

由表 2 可知: 对比算法不能较好地权衡用户精度及产品精度, 而本文算法各项指标均衡, 且本文算法的总精度及 kappa 值均高于对比算法, 总体而言, 本文算法较对比算法更加有效.

3 结 论

本文提出了一种基于空间约束 Student's-T 混合模型的模糊聚类图像分割方法. 利用 Student's-T 分布重尾的特征, 改善由类内光谱测度不一致性引起的分割噪声. 另外, 将具有邻域关系的先验概率引入到混合模型中, 使算法具有更强的鲁棒性. 本文算法将具有空间约束的 Student's-T 混合模型与模糊聚类图像分割方法相结合, 使得模型参数的求解变得更加困难,

为了简单起见,本文只采用梯度下降法进行求解,而梯度下降法系数的选取对目标函数值影响较大,因此,今后将研究更加快速有效的参数求解方法。

参考文献(References)

- [1] Dass R, Priyanka, Devi S. Image segmentation techniques[J]. Int J of Electronics & Communication Technology, 2012, 3(1): 66-70.
- [2] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981: 79-88.
- [3] Bezdek J C, Ehrlich R, Full W. FCM: The fuzzy c -means clustering algorithm[J]. Computers & Geosciences, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [4] Miyamoto S, Mukaidono M. Fuzzy C -means as a regularization and maximum entropy approach[C]. Int Fuzzy Systems Association World Congress. Prague: University of Economics, 1997: 86-92.
- [5] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C -means algorithm[C]. Proc of the 25th Annual Int Conf of the IEEE. Mexico: IEEE, 2003: 724-726.
- [6] Cai W, Chen S, Zhang D. Fast and robust fuzzy C -means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.
- [7] 肖满生, 王志诚, 张居武, 等. 一种改进隶属度函数的 FCM 聚类算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(12): 2270-2274.
(Xiao M S, Wen Z C, Zhang J W, et al. An FCM clustering algorithm with improved membership function[J]. Control and Decision, 2015, 30(12): 2270-2274.)
- [8] Ichihashi H, Miyagishi K, Honda K. Fuzzy C -means clustering with regularization by K-L Information[C]. Proc of the 10th IEEE Int Conf on Fuzzy System. Mrlbourne: IEEE, 2001: 924-927.
- [9] Nikou C, Galatsanos N P, Likas A C. A class-adaptive spatially variant mixture model for image segmentation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(4): 1121-1130.
- [10] Biernacki C, Celeux G, Govaert G. Assessing a mixture model for clustering with the integrated completed likelihood[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(7): 719-725.
- [11] Li S, Zhang Y, Ma M, et al. SAR image segmentation method using DP mixture models[C]. Proc of the 2008 Int Symposium on Computer Science and Computational Technology. Shanghai: IEEE, 2008: 20-22.
- [12] Rasmussen C E. The infinite Gaussian mixture model[C]. Proc of the Advances in Neural Information Processing Systems 12. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology Press, 2000: 554-560.
- [13] Haim P, Joseph F, Ian J. A study of Gaussian mixture models of color and texture features for image classification and segmentation[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(4): 695-706.
- [14] 谭帅, 常玉清, 王福利, 等. 基于 GMM 的多模态过程模态识别与过程监测[J]. 控制与决策, 2015, 30(1): 53-58.
(Tan S, Chang Y Q, Wang F L, et al. Mode identification and process monitoring for multiple mode processes based on GMM [J]. Control and Decision, 2015, 30(1): 53-58.)
- [15] Gupta L, Sortrakul T. A Gaussian mixture based image segmentation algorithm[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 315-325.
- [16] Greenspan H, Ruf A, Goldberger J. Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR brain images[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2006, 25(9): 1233-1245.
- [17] Sfikas G, Nikou C, Galatsanos N. Robust image segmentation with mixtures of Student's t -distributions[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Image Processing. San Antonio: IEEE, 2007: 273-276.
- [18] Moghaddam Z, Piccardi M. Robust density modeling using the Student's t -distribution for human action recognition[C]. Proc of 18th IEEE Int Conf on Image Processing. Brussels: IEEE, 2011: 3261-3264.
- [19] Zhang H, Wu Q M J, Nguyen T M. A robust fuzzy algorithm based on Student's t -distribution and mean template for image segmentation application[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(2): 117-120.
- [20] Nguyen T M, Wu Q M J. Robust Student's-T mixture model with spatial constraints and its application in medical image segmentation[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2012, 31(1): 103-116.
- [21] Nguyen T M, Wu Q M J. Bounded asymmetrical Student's- t mixture model[J]. IEEE Trans on Cybernetics, 2014, 44(6): 857-869.
- [22] Zhang H, Wu Q M J, Nguyen T M, et al. Synthetic aperture radar image segmentation by modified Student's t -mixture model[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(7): 4391-4403.
- [23] Chatzis S, Tschepnakis G. The infinite hidden Markov random field model[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2010, 21(6): 1004-1014.
- [24] Zhang Y, Brady M, Smith S. Segmentation of brain MR images through a hidden markov random field model and the expectation maximization algorithm[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45-57.
- [25] Chatzis S P, Kosmopoulos D I, Varvarigou T A. Robust sequential data modeling using an outlier tolerant Hidden Markov Model[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9): 1657-1669.