

控制与决策

Control and Decision

基于混合邻域约束项的改进FCM算法

赵泉华, 王春畅, 李玉

引用本文:

赵泉华, 王春畅, 李玉. 基于混合邻域约束项的改进FCM算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(6): 1457–1464.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1321>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题](#)

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time
控制与决策. 2021, 36(6): 1387–1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

[基于犹豫度和相似度的专家权重确定方法及其应用](#)

Expert weights determination method and application based on hesitancy degree and similarity measure
控制与决策. 2021, 36(6): 1482–1488 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1382>

[基于波段影像统计信息量加权K-means聚类的高光谱影像分类](#)

Algorithm based on band statistical information weighted K-means for hyperspectral image classification
控制与决策. 2021, 36(5): 1119–1126 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1516>

[基于动态网格k邻域搜索的激光点云精简算法](#)

Laser point cloud simplification algorithm based on dynamic grid k-nearest neighbors searching
控制与决策. 2020, 35(12): 2986–2992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0444>

[考虑时间序列的动态大群体应急决策方法](#)

Dynamic large group emergency decision-making method considering time series
控制与决策. 2020, 35(11): 2609–2618 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0088>

基于混合邻域约束项的改进FCM算法

赵泉华[†], 王春畅, 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: 传统模糊聚类算法在影像分割过程中仅考虑影像的光谱信息,所以对噪声比较敏感.对此,提出基于混合邻域约束项的改进模糊 C 均值聚类(MNCFCM)算法.首先,从隶属性及光谱属性两方面定义邻域像素关于中心像素的相似度;然后,利用线性加权的方式将从两方面定义的相似度进行融合,同时结合邻域像素到聚类中心的欧氏距离构造混合邻域约束项,并将其引入目标函数中,以平衡影像分割过程中的影像平滑及细节保留,实现对影像的更优分割;最后,通过对合成影像及真实遥感影像分割结果的定性、定量评价,验证所提出算法具有较强的鲁棒性,在降低对噪声的敏感性的同时,能够较好地保留影像细节,获得高精度的分割结果.

关键词: 影像分割; 模糊 C 均值; 相似度; 线性加权; 欧氏距离; 邻域约束项

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1321

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 赵泉华,王春畅,李玉.基于混合邻域约束项的改进FCM算法[J].控制与决策,2021,36(6):1457-1464.

Mixed neighborhood constraints based fuzzy C -means algorithm

ZHAO Quan-hua[†], WANG Chun-chang, LI Yu

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: Traditional fuzzy clustering based segmentation algorithms are sensitive to noise. Therefore, an improved fuzzy C -means clustering (FCM) algorithm based on neighborhood similarity is proposed. Firstly, similarities between the center pixel and its neighbour pixels are defined from the spectral and membership characteristics, respectively. Secondly, the neighbor constraint item is defined combining the two similarities and the distance from each neighborhood pixel to the cluster centers. Then the objective function of the proposed mixed neighborhood constraints based fuzzy C -means (MNCFCM) algorithm is defined by adding the neighbor constraint item in order to keep balance between image smoothing and details preserving during segmentation. Finally, through qualitative and quantitative evaluation of the segmentation results of the composite image and the real remote sensing image, it is verified that the algorithm is robust to noise and can preserve image details at the same time, which can obtain highly accurate segmentation results.

Keywords: image segmentation; fuzzy C -means; similarity; linear weighting; Euclidean metric; neighborhood constraint term

0 引言

遥感影像分割是进行遥感影像处理工作的前提和关键,也是遥感影像后续工作的开端和基础^[1].在早期研究中,Bezdek提出的模糊 C 均值聚类(fuzzy C -means clustering, FCM)^[2-4]算法,利用隶属度的指数形式作为像素与聚类间距离的加权来定义目标函数,通过最小化目标函数来获得最优的聚类中心和隶属度,最后通过反模糊化隶属度得到每个像素所属的类别^[5].

在诸多模糊聚类算法中,FCM算法灵活敏捷,计算简便,在实际的影像分割中应用非常广泛^[6-7].但

FCM算法仍存在以下不足^[8-9]:1)没有考虑邻域像素作用;2)非相似性测度极容易受到噪声及异常值的影响.因此,众多学者致力于对其进行改进.FCM算法利用隶属度来表示像素与聚类的相似性,利用像素与聚类间的距离来表征像素与聚类的非相似性,利用模糊因子表示算法的模糊程度^[10].因此,基于FCM的改进算法主要从以下两方面进行:一是非相似性测度的定义方式,二是在目标函数中考虑邻域影响.基于非相似性测度定义方式的FCM改进算法,主要是采用其他距离代替欧氏距离定义非相似性测度.如文献[11]提出的基于核函数距离测度的FCM算法

收稿日期: 2019-09-19; 修回日期: 2020-03-14.

基金项目: 辽宁省教育厅科学技术研究项目(LJ2019JL001).

[†]通讯作者. E-mail: zqhlby@163.com.

(kernel-based fuzzy C -means cluster, KFCM), 利用核函数距离定义非相似性测度. 文献[12]提出以马氏标准距离代替欧氏距离的基于标准马氏距离的FCM算法(fuzzy C -means based on standard mahalanobis distances, FCMSM), 在相似性测度上引入协方差, 从而能够更准确地描述聚类结构, 获得较好的分割结果. 为了在目标函数中考虑邻域的影响, 文献[13]提出约束模糊 C 均值(fuzzy C -means clustering with constraints, FCM-S)算法. 该算法通过引入邻域像素作用降低非相似性测度对噪声的敏感性, 提高算法精度, 但是该算法需要不断地调整控制邻域影响的参数, 同时由于每次迭代都会重复计算邻域像素, 导致算法运行较慢. 针对FCM-S算法重复计算的问题, 文献[14]提出FCM-S1和FCM-S2两种算法, 在对影像进行均值或中值滤波的基础上利用FCM算法进行分割. 文献[15]结合空间位置信息及影像强度信息重新定义非相似性测度, 并将其作为权值对影像进行加权平均处理, 通过不断迭代, 进而提出快速广义模糊 C 均值聚类(fast generalized fuzzy C -means clustering, FGFCM)算法. 该算法引入的空间信息及邻域信息的权重参数需要人工选取, 针对这一问题, 文献[16]通过定义中心像素与邻域像素间的制约关系, 提出了模糊局部信息 C 均值(fuzzy local information C -means clustering, FLICM)算法, 通过定义一个包含空间信息和邻域信息的模糊因子来控制噪声与影像细节信息的平衡, 能够在一定程度上降低FCM算法对噪声和异常值的敏感性.

尽管FLICM算法在各种改进的FCM算法中因其出色的分割性能得到了广泛认可, 但是, 其构造的局部空间信息仅考虑空间位置上的相互关系, 不足以准确地衡量邻域像素点对中心像素点的影响, 导致影像分割过程中部分细节的丢失以及不稳定的抗噪性. 基于此, 本文提出基于混合邻域约束项的改进FCM算法(mixed neighborhood constraints based fuzzy C -means clustering, MNCFCM), 基于隶属性及光谱特征相似度构造邻域约束项, 并利用线性加权的方式将二者相结合作为非相似性测度的权重, 以准确刻画邻域像素对中心像素的影响, 提高FCM算法的抗噪性及鲁棒性.

1 FCM算法

$X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 为待分割影像, 其中 i 为像素索引, n 为总像素数目, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ir})$ 表示像素 i 的光谱测度矢量, r 为波段数. FCM算法利

用模糊隶属性和非相似性测度构建目标函数, 通过循环迭代找到使目标函数最小的隶属性矩阵, 并对隶属性矩阵反模糊化, 从而获得最优分割解. FCM目标函数定义为

$$J_{\text{FCM}}(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2. \quad (1)$$

其中: m 为模糊因子, 表示算法的模糊程度; c 为聚类数; j 为类别索引; u_{ij} 表征像素 x_i 属于类 j 的隶属性, $u_{ij} \in [0, 1]$, 且满足条件

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, c; \quad (2)$$

$U = [u_{ij}]_{n \times c}$ 为隶属性矩阵, 表示影像 X 的模糊分割; d_{ij} 表征像素 x_i 到类 j 的距离, 当采用欧氏距离时

$$d_{ij} = \|x_i - v_j\|_2, \quad (3)$$

v_j 为类 j 的聚类中心; c 个类别的聚类中心集为 $V = \{v_j, j = 1, 2, \dots, c\}$.

FCM算法在分割时未考虑空间信息, 导致待分割影像的空间特征和光谱特征被孤立, 极易受到噪声和异常值的影响.

2 算法描述

2.1 属性相关邻域相似度

分割模型中引入邻域信息是克服噪声影响的主要途径, 邻域信息的引入主要通过计算像素及其邻域内像素的相似度, 常用的相似度定义方式包括余弦相似度^[17]和欧氏相似度^[18], 但余弦相似度对数值上的差异并不敏感, 而欧氏相似度又对数值上的差异过于敏感. 为了更准确刻画邻域像素间相似性, 定义属性相关的邻域相似度为

$$S_a(x, y) = \exp\left(-\frac{(a(x) - a(y))^2}{\sigma_a^2}\right). \quad (4)$$

其中: $S_a(x, y)$ 表示 x 、 y 关于属性 a 的相似度, $a(x)$ 、 $a(y)$ 表示元素 x 、 y 在属性 a 上的取值, σ_a 为邻域元素属性 a 的方差. 可以看出, 该相似度满足:

- 1) $0 \leq S_a(x, y) \leq 1$;
- 2) $S_a(x, x) = 1$;
- 3) $S_a(x, y) = S_a(y, x)$.

式(4)中, 相似度值越大, 表示该属性下两元素越相似. 该相似度能充分表示元素之间的多属性下的邻域关系, 采用不同属性 a , 可以从不同角度刻画邻域像素之间的相似性. 本文分别从光谱特征和隶属性角度定义邻域相似度, 并结合邻域像素到聚类中心的距离定义基于光谱特征和隶属性的邻域约束项, 以更精准刻画邻域像素的相关性.

2.1.1 基于光谱特征相似度的邻域约束项

为准确地衡量邻域像素对中心像素的影响,从二者光谱特征的角度定义(中心像素的)相似度. 根据式(4),令 $a(x) = x'_i, a(y) = \bar{x}_i$,此时 a 为光谱属性,则以像素 x_i 为中心的 $r \times r$ 局部邻域窗口中, x_i 的邻域像素 x'_i 与 x_i 所有邻域像素光谱特征均值 \bar{x}_i 的相似度可表达为

$$S_G(x_{i'}, \bar{x}_i) = \exp\left(-\frac{(x_{i'} - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2}\right). \quad (5)$$

其中: i' 为邻域像素点索引, σ_i^2 表征像素 i 对应邻域像素光谱测度的方差, \bar{x}_i 和 σ_i^2 分别定义为

$$\bar{x}_i = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} x_{i'}, \quad (6)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} (x_{i'} - \bar{x}_i)^2, \quad (7)$$

$\#N_i$ 表示像素 i 邻域像素个数.

由式(5)可知,邻域像素的光谱测度 x'_i 与均值越接近,其对应的相似度值越接近于1;光谱测度 x'_i 与均值差值变大,相似度值随之减小. 将式(5)定义的像素 i 所有邻域像素的相似度进行归一化,并将其分别作为邻域像素 x'_i 到类 j 的距离的权重,构建像素 i 到类 j 基于光谱特征相似度的邻域约束项,有

$$G_{ij} = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} \left(\frac{\exp\left(-\frac{(x_{i'} - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2}\right)}{\sum_{i'' \in N_i} \exp\left(-\frac{(x_{i''} - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2}\right)} d_{i'j}^2 \right), \quad (8)$$

其中 $d_{i'j}$ 表征像素 x'_i 到类 j 的距离,可定义为

$$d_{i'j} = \|x_{i'} - v_j\|_2. \quad (9)$$

基于光谱特征相似度的邻域约束项是通过邻域像素光谱测度及邻域像素 x'_i 到类 j 的距离构造的,即利用邻域像素 x'_i 与邻域像素光谱特征均值的相似度作为邻域约束项自适应变化的权重^[19-21],准确定义邻域像素对中心像素的影响.

2.1.2 基于隶属性相似度的邻域约束项

为了准确刻画邻域像素与中心像素的相关性,从二者隶属性的角度定义(中心像素的)相似度. 根据式(4),令 $a(x) = u_{i'j}, a(y) = \bar{u}_{ij}$,此时 a 为隶属性,以像素 x_i 为中心定义 $r \times r$ 局部邻域窗口,像素 i 的邻域隶属性 $u_{i'j}$ 与其所有邻域像素隶属性均值的相似度可表达为

$$S_M(u_{i'j}, \bar{u}_{ij}) = \exp\left(-\frac{(u_{i'j} - \bar{u}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right). \quad (10)$$

其中: σ_{ij}^2 表征像素 i 到类 j 对应邻域像素隶属性的方差, \bar{u}_{ij} 和 σ_{ij}^2 定义为

$$\bar{u}_{ij} = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} u_{i'j}, \quad (11)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} \|u_{i'j} - \bar{u}_{ij}\|^2. \quad (12)$$

将式(10)定义的像素 i 所有邻域像素的相似度进行归一化,并将其分别作为邻域像素 x'_i 到类 j 距离的权重,构建像素 i 到类 j 基于隶属性相似度的邻域约束项,有

$$M_{ij} = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} \left(\frac{\exp\left(-\frac{(u_{i'j} - \bar{u}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{i'' \in N_i} \exp\left(-\frac{(u_{i''j} - \bar{u}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)} d_{i'j}^2 \right). \quad (13)$$

基于隶属性相似度的邻域约束项是利用邻域像素隶属性 $u_{i'j}$ 及邻域像素 x'_i 到类 j 的距离来构造的,即将隶属性相似度作为邻域约束项的自适应变化的权重,从而准确刻画出邻域作用.

2.1.3 混合邻域约束项

为了更准确地刻画邻域像素对中心像素的影响,结合两种邻域相似度定义混合邻域约束项. 由式(8)和(13)可知: x'_i 与 \bar{x}_i 越接近,邻域相似度越大,邻域约束项作用增大;邻域存在噪声时,方差变大, x'_i 与 \bar{x}_i 相差较大时,邻域光谱相似度大幅减小,此时邻域约束项作用较小,故基于光谱特征相似度的邻域约束项能够较好地保留影像细节. 邻域像素的 $u_{i'j}$ 越接近 \bar{u}_{ij} ,邻域相似度越大,邻域约束项作用就越大. 但邻域隶属性方差变化较为和缓,受噪声影响相对较小,故基于隶属性相似度的邻域约束项具有更出色的影像平滑能力. 同时,利用邻域像素隶属性及光谱测度与其均值的差计算相似度,不受中心像素的影响,可以避免中心像素为噪声时导致误分现象的出现.

综上,基于光谱特征相似度定义的邻域约束项 G_{ij} 能够更好地保留影像细节,而基于隶属性相似度定义的邻域约束项 M_{ij} 具有更为出色的去噪能力. 因此,本文利用组合赋权来调节两种邻域约束项的权重,将基于隶属性及光谱属性构造的邻域约束项结合起来,定义混合邻域约束项

$$T_{ij} = (1 - \lambda)G_{ij} + \lambda M_{ij}, \quad (14)$$

λ 表示权重. 通过改变该值,调节隶属性相似度邻域约束项及光谱特征相似度邻域约束项的影响,表达式为

$$T_{ij} = \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} \left((1-\lambda) \frac{\exp\left(-\frac{(x_{i'} - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2}\right)}{\sum_{i'' \in N_i} \exp\left(-\frac{(x_{i''} - \bar{x}_i)^2}{\sigma_i^2}\right)} \times \lambda \frac{\exp\left(-\frac{(u_{i'j} - \bar{u}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{i'' \in N_i} \exp\left(-\frac{(u_{i''j} - \bar{u}_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)} \right) d_{i'j}^2. \quad (15)$$

2.2 结合混合邻域约束项的改进FCM算法

为了更好地刻画邻域像素对中心像素的影响,将混合邻域约束项引入目标函数,定义基于混合邻域约束项的改进FCM算法,其目标函数定义如下:

$$J_{\text{MNCFCM}} = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^N [u_{ij}^m d_{ij}^2 + T_{ij}]. \quad (16)$$

权重λ取值不同,对应不同的函数形式,即

$$J_{\text{MNCFCM}} = \begin{cases} u_{ij}(d_{ij}^2 + M_{ij}), & \lambda = 1; \\ u_{ij}(d_{ij}^2 + G_{ij}), & \lambda = 0; \\ u_{ij}(d_{ij}^2 + T_{ij}), & \lambda \in (0, 1). \end{cases} \quad (17)$$

可以看出,权重参数λ决定两种邻域约束项的作用强度,并将其灵活地结合起来.当权重λ = 1时,基于隶属性相似度的邻域约束项起平滑作用;当权重λ = 0时,基于光谱特征相似度的邻域约束项起保边作用.而λ取值在(0, 1)之间时:若λ较大,则基于隶属性相似度的邻域约束项影响增大,邻域约束项对中心像素的影响以平滑为主,能够有效地增强算法对噪声和异常值的抑制程度;若λ较小,则基于光谱特征相似度的邻域约束项起主要作用,能够较好地保持影像纹理及边缘细节.因此,利用权重λ可以较好地平衡算法在噪声平滑与影像细节保持的性能发挥,得到更为精确的分割效果.

为了求得目标函数最优解,采用拉格朗日乘子法求解目标函数关于隶属度 u_{ij} 和聚类中心 v_j 的偏导数,并使偏导数为零,即

$$\frac{\partial}{\partial u_{ij}^{(t+1)}} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (u_{ij}^{(t+1)})^m ((d_{ij}^{(t)})^2 + T_{ij}^{(t)}) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \left(1 - \sum_{j=1}^c u_{ij}^{(t+1)} \right) \right] = 0, \quad (18)$$

$$\frac{\partial}{\partial v_j^{(t)}} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c (u_{ij}^{(t+1)})^m (\|x_i - v_j^{(t)}\|^2 + \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} ((1-\lambda)S_G + \lambda S_M)^{(t)} \|x_{i'} - v_j^{(t)}\|^2) \right] = 0. \quad (19)$$

可得本文算法的隶属度为

$$u_{ij}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{(\|x_i - v_j\|^2)^{(t)} + T_{ij}^{(t)}}{(\|x_i - v_l\|^2)^{(t)} + T_{il}^{(t)}} \right]^{\frac{1}{m-1}}}, \quad (20)$$

聚类中心为

$$v_j^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(t+1)})^m \left(x_i + \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} x_{i'} ((1-\lambda)S_G + \lambda S_M)^{(t)} \right)}{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(t+1)})^m \left(1 + \frac{1}{\#N_i} \sum_{i' \in N_i} x_{i'} ((1-\lambda)S_G + \lambda S_M)^{(t)} \right)}. \quad (21)$$

3 实验结果与讨论

为了验证本文算法的有效性,分别对模拟影像及真实遥感影像进行分割实验,并与传统的FCM算法^[22]以及考虑了空间特征和光谱特征的FLICM算法^[23]进行对比评价.

3.1 模拟影像

为验证本文算法的抗噪性,在大小为300×300像素、包含5个同质区域的模拟影像模板上添加15%、30%的斑点噪声及高斯噪声(如图1(a)).分别采用FCM算法、FLICM算法及本文算法对上述模拟影像进行分割,分割结果如图1(b)~图1(d)所示.

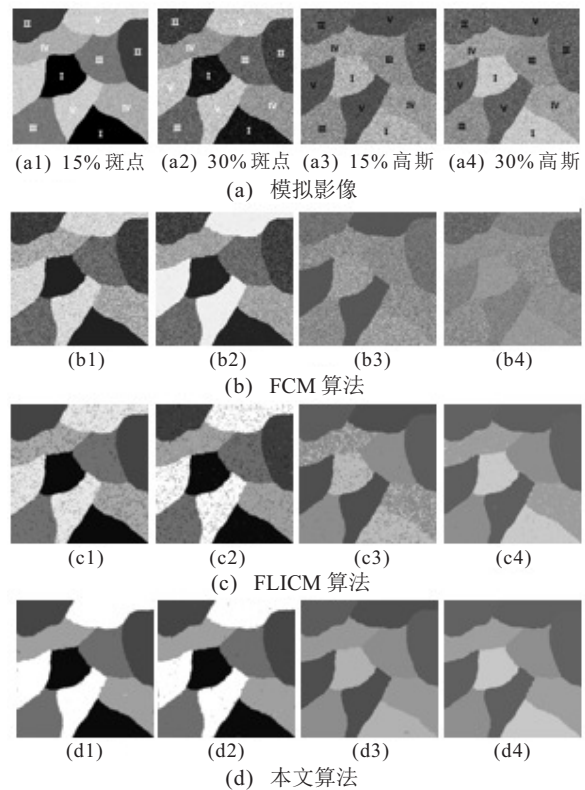


图1 模拟影像分割

由图1可看出:由于未考虑邻域像素作用,FCM算法的影像分割结果中含有大量误分像素;FLICM

算法考虑了邻域作用,在一定程度上提高了算法的抗噪性,但其邻域信息构造的局限性使其在均值相近、方差较大的区域(如图1(a1)、(a2)的区域III、IV、V以及图1(a3)、(a4)的区域I、IV)易出现大量的斑块几何噪声(如图1(c)框选区域),形成过分割现象,导致最终分割结果不理想;因邻域约束项根据邻域像素与其均值的差异性自适应地控制邻域像素对中心像素的影响,本文算法通过调节权重参数来分别控制基于隶属性和光谱属性构造的邻域约束项,充分利用了空间信息,故在进行噪声影像分割中具有较出色的抗噪能力,能够有效避免过分割现象出现(如图1(d)框选区域),在方差较大及均值相近的区域均具有较好的鲁棒性。

为进一步定量评价算法分割精度,以模板影像各同质区域为标准,生成各算法分割结果混淆矩阵,并根据混淆矩阵计算用户精度、产品精度、总精度以及一致性评价 Kappa 系数,作为指标来评价分割结果的

优劣. 用户精度表示分割结果中每个像素所属的类与影像模板每个像素所属类相同的概率. 产品精度表示与影像模板中的任意像素相比,分类图上同一像素的分割结果与其一致的条件概率. 总精度表述分割结果中的每个像素与影像模板中对应像素实际类型一致的概率. Kappa 系数是综合用户精度和产品精度两个参数提出的一个最终评定指标,即

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^c P_{ii} - \sum_{i=1}^c (P_{i+} P_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^c (P_{i+} P_{+i})} \quad (22)$$

其中: P_{ii} 为混淆矩阵对角线上的值,表示分割结果为第 i 类、参考类别为第 i 类的像元数量; P_{i+} 及 P_{+i} 分别表示混淆矩阵第 i 行与第 i 列的值; c 为类别数; N 为样本总数. Kappa 系数值越大,分割结果与模板影像越吻合,分割精度越高. 以上4项指标评价情况详见表1和表2.

表1 噪声影像及模拟影像分割精度

| 算法 | 区域1/区域2/区域3/区域4/区域5 | | % | |
|--------|---------------------|---------------------------|--------------------------|------|
| | 用户精度 | | | 产品精度 |
| | | | | |
| 图1(a1) | FCM | 61.3/52.61/45.2/37.5/63.1 | 88.6/34.2/41.4/31.8/78.3 | |
| | FLICM | 100/93.2/78.3/77.5/95.8 | 95.7/98.7/92.6/78.4/77.6 | |
| | MNCFCM | 100/98.7/96.2/98.3/99.8 | 97.2/99.0/98.4/98.3/97.8 | |
| 图1(a2) | FCM | 55.2/47.1/38.6/30.3/58.2 | 79.9/27.7/34.0/22.0/74.1 | |
| | FLICM | 100/92.1/76.2/72.1/99.9 | 96.8/98.7/93.9/77.7/77.3 | |
| | MNCFCM | 100/96.7/94.1/94.4/99.8 | 95.8/98.0/97.9/96.9/96.7 | |
| 图1(a3) | FCM | 57.3/55.6/47.2/39.4/65.1 | 82.3/36.4/39.1/30.3/79.4 | |
| | FLICM | 100/92.7/80.2/77.4/97.4 | 95.2/97.6/97.2/81.3/74.6 | |
| | MNCFCM | 100/97.8/96.4/97.4/99.8 | 97.3/98.0/97.9/98.7/96.5 | |
| 图1(a4) | FCM | 49.4/39.3/39.9/42.8/72.0 | 85.4/19.8/42.6/26.2/73.6 | |
| | FLICM | 95.9/92.3/76.5/69.8/97.8 | 99.6/92.9/92.3/77.4/72.2 | |
| | MNCFCM | 99.9/96.7/93.7/93.2/99.7 | 95.6/97.5/97.6/97.1/95.5 | |

表2 影像分割总精度及 Kappa 系数

| 图像 | 算法 | 总精度/% | Kappa 系数 |
|--------|--------|-------|----------|
| 图1(a1) | FCM | 57.8 | 45.2 |
| | FLICM | 89.5 | 87.3 |
| | MNCFCM | 100 | 99.7 |
| 图1(a2) | FCM | 58.3 | 47.1 |
| | FLICM | 89.3 | 86.4 |
| | MNCFCM | 99.8 | 99.2 |
| 图1(a3) | FCM | 57.3 | 44.3 |
| | FLICM | 90.2 | 86.5 |
| | MNCFCM | 99.2 | 98.9 |
| 图1(a4) | FCM | 52.7 | 40.5 |
| | FLICM | 85.4 | 81.7 |
| | MNCFCM | 96.6 | 95.8 |

由表1和表2可以看出: 本文算法各项精度均不低于95%,总精度及 Kappa 系数也均超过95%;而对比的FCM算法在进行图1(a1)~(a4)分割时总精度最高为58.3%, Kappa 系数值最高仅47.1%, FLICM 算法在进行图1(a1)~(a4)分割时仅在进行图1(a3)分割时总精度达到90.2%,其余均低于90%,其 Kappa 系数值均低于90%. 充分表明了本文算法的有效性.

3.1.1 权重参数选取

为了验证权重参数 λ 的影响,选取不同权重参数对图1(a2)、(a4)进行分割,分割结果如图2所示.

由图2可知: 权重参数 λ 取值越大,基于隶属性相似度的邻域约束项起的作用越大,算法对噪声的平滑

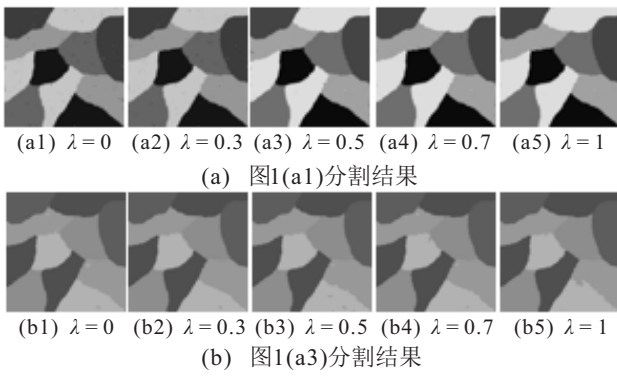
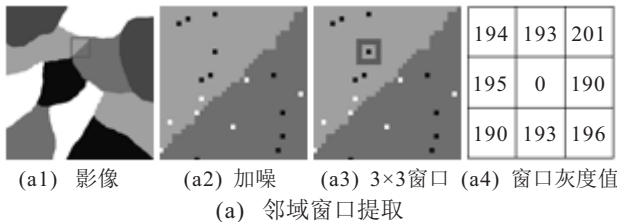


图2 参数λ影响

效果越好,但同时算法的影像细节保留能力则随之减弱;权重参数λ取值越小,基于光谱特征相似度的邻域约束项起的作用越大,影像分割结果的边缘越清晰,但是影像出现较多的分割噪声.因此,在影像分割过程中,类别数较多且类间光谱测度相近的影像在分割时应选取较小的权值(通常取值为0.3、0.4),以保留更多的影像细节;针对光谱测度相差较大且易出现分割噪声的影像,应选取较大的权值进行分割(通常取值为0.6、0.7),从而更好地去除噪声.

3.1.2 邻域约束项作用

为进一步验证本文算法定义的邻域约束项的有效性,从影像模板中截取50×50的子影像如图3(a1)所示,并在其上添加1%的椒盐噪声,如图3(a2)所示.



(a) 邻域窗口提取

| | | | | | | | | | | | |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.08 | 0.94 | 0.38 | 0.19 | 0.15 | 0.21 | 0.45 | 0.46 | 0.47 | 0.64 | 0.61 | 0.65 |
| 0.41 | 0.12 | 0.48 | 0.13 | 0.49 | 0.20 | 0.45 | 0.49 | 0.46 | 0.60 | 0.43 | 0.61 |
| 0.26 | 0.48 | 0.67 | 0.20 | 0.18 | 0.25 | 0.45 | 0.45 | 0.46 | 0.64 | 0.60 | 0.65 |

VL=159.989 1 VL=151.933 0 VL=156.398 6 V51=127.648 7
VR=160.050 8 VR=161.769 3 VR=163.773 5 V52=194.177 3

(b1) 初始隶属度 (b2) 1次迭代 (b3) 3次迭代 (b4) 5次迭代

(b) FLICM 算法

| | | | | | | | | | | | |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|---|---|---|
| 0.30 | 0.85 | 0.40 | 0.52 | 0.52 | 0.50 | 0.84 | 0.80 | 0.83 | 1 | 1 | 1 |
| 0.19 | 0.63 | 0.59 | 0.52 | 0.50 | 0.50 | 0.81 | 0.43 | 0.81 | 1 | 1 | 1 |
| 0.18 | 0.28 | 0.64 | 0.52 | 0.52 | 0.50 | 0.76 | 0.83 | 0.79 | 1 | 1 | 1 |

VL=160.006 8 VL=151.933 0 VL=132.366 8 VL=126.930 9
VR=160.174 9 VR=161.769 3 VR=189.172 0 VR=195.195 1

(c1) 初始隶属度 (c2) 1次迭代 (c3) 3次迭代 (c4) 5次迭代

(c) 本文算法

图3 隶属度迭代过程

图3(a3)为从图3(a2)提取3×3窗口,对应灰度值如图3(a4)所示.可以看出,在图3(a4)的3×3区域内,中心像素为噪声.考虑到FCM算法并没有考虑邻域影响,这里选取FLICM算法及本文算法进行对比分析.图3(b)和图3(c)分别代表FLICM算法及本文算法迭代结果.VL及VR分别表示图3(a2)左右两侧区域的聚类中心.

由图3可以看出,FLICM算法经过5次迭代并没有收敛,噪声像素和非噪声像素隶属度差异较大,这是因为FLICM算法中的模糊因子并不能快速有效地平滑中心噪声像素.经过5次迭代,在本文算法邻域约束项的作用下,噪声(中心)像素的隶属度值与相邻的非噪声像素的隶属度值收敛到同一值,从而达到了平滑噪声的目的.

3.2 遥感影像

为了验证本文算法的普适性,选取两幅尺寸为128×128像素大小的全色遥感影像,所包含的地物主要为海水、农田、道路、建筑等.同时选取尺寸为300×300,Worldview-2缅甸仰光大金寺、Worldview-3加利福尼亚克拉马斯瀑布国家公园的两幅彩色遥感影像,分别采用本文算法以及传统FCM算法、FLICM算法对图4(a)四幅影像进行分割,分割结果如图4(b)~图4(d)所示.

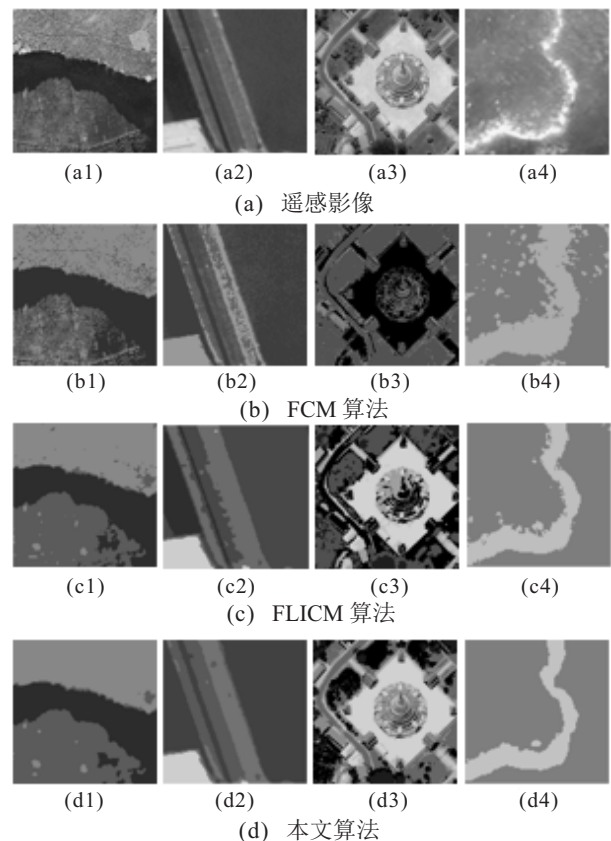


图4 遥感影像分割结果

图4(a)为待分割影像,图4(b)~图4(d)分别对应FCM、FLICM和本文算法分割结果. 由于选取的两幅全色影像各区域均值相差较小,FCM分割结果中出现大量的分割噪声. 虽然FLICM算法结合空间信息和光谱信息构造的模糊因子能够一定程度上避免误分现象的出现,但是其构造的局限性导致其在均值相近的区域无法正确分类. 图4(a1)影像各区域均值相差较小,在分割过程中容易出现分割噪声,本文算法在进行二者的分割过程中,增大基于隶属性相似度构造的邻域约束项的作用(λ 取值为0.7),有效减少了误分现象. 而图4(a2)边缘模糊,故增大基于光谱特征相似度的邻域约束项作用(此时 λ 取值为0.3),较好地保持了影像边缘. 图4(a3)分类数较多,光谱测度相差较小,影像细节较多;而图4(a4)类别简单,光谱测度相差较大,但易出现分割噪声. 为了较好地保留影像细节信息,将参数 λ 取值设定为0.6. 在进行图4(a4)的分割时,为更好地实现影像噪声的平滑,将 λ 取值设定为0.3. 如图4(d1)所示,本文算法较好地分割出河流沿岸,影像内部较为平滑;如图4(d2)所示,本文算法较明确地分割出道路边缘;如图4(d3)所示,本文算法充分保留了塔顶细节,准确区分出植被与周边建筑;如图4(d4)所示,本文算法分割出清晰的火线边缘,林地内部不含火焰噪声斑点.

真实影像分割难以如模拟影像一般得到标准分割结果,因此无法计算混淆矩阵. 故利用正确分割率(SA)^[24]衡量影像分割结果,SA表示正确分割像素数量与所有像素数量的比值,SA值越大,分割精度越高. 分割结果定量评价见表3.

表3 遥感影像分割结果SA值 %

| 图像 | FCM算法 | FLICM算法 | 本文算法 |
|--------|-------|---------|------|
| 图4(a1) | 77 | 90 | 96 |
| 图4(a2) | 68 | 87 | 95 |
| 图4(a3) | 58 | 81 | 94 |
| 图4(a4) | 63 | 92 | 99 |

4 结论

遥感影像分割一直是影像处理方面的研究热点,本文提出了一种结合邻域关系的影像分割方法. 从隶属性及光谱属性两方面定义邻域像素与邻域像素均值的相关性,同时将相关性作为邻域非相似性测度的权重系数,并利用线性加权的方式将邻域光谱属性和邻域隶属性结合起来. 实验结果表明,针对不同类型的遥感影像,将基于隶属性和光谱属性构造的两种邻域约束项相结合得到的混合邻域约束项可以更为准确地反映邻域关系. 两种邻域约束项各有优势,在

细节较为丰富、光谱测度相差较小的影像中,基于光谱特征相似度的邻域约束项能更好地保留影像细节,而在光谱测度相差较大的影像中,基于隶属性相似度的邻域约束项能够充分考虑邻域像素的相互作用,大幅降低噪声对分割结果的影响,具有更出色的平滑能力. 实验表明:本文算法对光谱测度相差较大影像进行分割时,权值 λ 分别取值0.3~0.4;较小时, λ 取值在0.6~0.7. 此外,由于两种邻域约束项在构造时并未涉及中心像素的光谱测度,可以有效改善因噪声干扰而导致的误分割问题,得到更为出色的分割结果.

参考文献(References)

- [1] 曹家梓, 宋爱国. 基于马尔科夫随机场的纹理图像分割方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 776-786. (Cao J Z, Song A G. Research on the texture image segmentation method based on Markov random field[J]. Journal of Instruments and Instrument, 2015, 36(4): 776-786.)
- [2] Coleman G B, Andrews H C. Image segmentation by clustering[J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1979, 67(5): 773-785.
- [3] Dunn J C. Well-separated clusters and the optimal fuzzy partitions[J]. Journal of Cybernetics, 2008, 4(1): 95-104.
- [4] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[J]. Advanced Applications in Pattern Recognition, 1981, 22(1171): 203-239.
- [5] 赵泉华, 刘晓燕, 赵雪梅, 等. 基于可变类FCM算法的多光谱遥感影像分割[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(1): 157-165. (Zhao Q H, Liu X Y, Zhao X M, et al. Multispectral remote sensing image segmentation based on FCM algorithm with unknown number of clusters[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(1): 157-165.)
- [6] 冯飞, 刘培学, 李丽, 等. FCM融合改进的GSA算法在医学图像分割中的研究[J]. 计算机科学, 2018, 45(S1): 252-254. (Feng F, Liu P X, Li L, et al. Study of FCM fusing improved gravitational search algorithm in medical image segmentation[J]. Computer Science, 2018, 45(S1): 252-254.)
- [7] Maji P, Roy S. Rough-fuzzy clustering and unsupervised feature selection for wavelet based MR image segmentation[J]. Plos One, 2015, 10(4): 1-30.
- [8] Qiu J, Xiao L, Yu L. A modified interval type-2 fuzzy C-means algorithm with application in MR image segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(12): 1329-1338.
- [9] 赵泉华, 李晓丽, 赵雪梅, 等. 结合Voronoi划分HMRF

- 模型的模糊 ISODATA 图像分割[J]. 信号处理, 2016, 32(10): 1233-1243.
(Zhao Q H, Li X L, Zhao X M, et al. Fuzzy ISODATA image segmentation integrating Voronoi tessellation HMRF model[J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(10): 1233-1243.)
- [10] 赵泉华, 赵雪梅, 李玉. 结合 HMRF 模型的模糊 ISODATA 高分辨率遥感图像分割[J]. 信号处理, 2016, 32(2): 157-166.
(Zhao Q H, Zhao X M, Li Y. A fuzzy ISODATA approach combing hidden markov random field model for high resolution remote sensing image segmentation[J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(2): 157-166.)
- [11] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C -means algorithm[C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. New York: IEEE, 2003: 724-726.
- [12] Liu H C, Jeng B C, Yih J M. Fuzzy c -means algorithm based on standard Mahalanobis distances[C]. Proceedings of the 2009 International Symposium on Information Processing. Huangshan, 2009: 422-427.
- [13] Balafar M A, Ramli A R, Mashohor S. Compare different spatial based fuzzy c -means (FCM) extensions for MRI image segmentation[C]. Proceedings of the 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 609-611.
- [14] Chen S, Zhang D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [15] 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.
- [16] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C -means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [17] Rathee N, Ganotra D. An efficient approach for facial action unit intensity detection using distance metric learning based on cosine similarity[J]. Signal Image and Video Processing, 2018, 12(6): 1-8.
- [18] 王兴茂, 张兴明, 吴毅涛, 等. 基于启发式聚类模型和类别相似度的协同过滤推荐算法[J]. 电子学报, 2016, 44(7): 1708-1713.
(Wang X M, Zhang X M, Wu Y T, et al. A collaborative recommendation algorithm based on heuristic clustering model and category similarity[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1708-1713.)
- [19] Zhai J H, Zhang S F, Zhang Y. An extension of rough fuzzy set[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 30(6): 3311-3320.
- [20] 曾文艺, 李德清, 尹乾. 加权犹豫模糊集的群决策方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 527-534.
(Zeng W Y, Li D Q, Yin Q. Group decision making approach of weighted hesitant fuzzy sets[J]. Control and Decision, 2019, 34(3): 527-534.)
- [21] 杨华晖, 孟晨, 王成, 等. 基于目标特征选择和去除的改进 K -means 聚类算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1219-1226.
(Yang H H, Meng C, Wang C, et al. Improved K -means clustering algorithm based on feature selection and removal on target point[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1219-1226.)
- [22] Wang P, Wang H L. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation[C]. Proceedings of International Seminar on Future Biomedical Information Engineering. Shanghai: IEEE Computer Society, 2008: 26-29.
- [23] Zhang X, Sun Y, Wang G. Improved fuzzy clustering algorithm with non-local information for image segmentation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 76(6): 1-27.
- [24] 方红萍, 方康玲, 刘新海. 自适应 H -minima 的改进分水岭堆叠细胞分割方法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(5): 1587-1590.
(Fang H P, Fang K L, Liu X H. Clustered cells segmentation using modified watershed method based on adaptive H -minima[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(5): 1587-1590.)

作者简介

赵泉华(1978—), 女, 教授, 博士生导师, 从事数字图像处理等研究, E-mail: zqhlby@163.com;

王春畅(1994—), 女, 硕士生, 从事数字图像处理的研究, E-mail: wspringsing@163.com;

李玉(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事数字图像处理等研究, E-mail: lntuliyu@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)