

doi: 10.6046/zrzyg.2020427

引用格式: 李渊, 毋琳, 戚雯雯, 等. 基于改进 OGMRF - RC 模型的 SAR 图像分类方法[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 98 - 104. (Li Y, Wu L, Qi W W, et al. A SAR image classification method based on an improved OGMRF - RC model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 98 - 104.)

# 基于改进 OGMRF - RC 模型的 SAR 图像分类方法

李渊<sup>1,2,3,4</sup>, 毋琳<sup>1,2,3,5</sup>, 戚雯雯<sup>1,2,3</sup>, 郭拯危<sup>1,2,3</sup>, 李宁<sup>1,2,3</sup>

(1. 河南大学计算机与信息工程学院, 开封 475004; 2. 河南大学河南省智能技术与应用工程技术研究中心, 开封 475004; 3. 河南大学河南省大数据分析与管理重点实验室, 开封 475004; 4. 商丘工学院信息与电子工程学院, 商丘 476000; 5. 河南大学环境与规划学院, 开封 475004)

**摘要:** 合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)图像分类是遥感应用中的关键技术之一。针对对象高斯-马尔可夫随机场(object-based Gaussian-Markov random field, OGMRF)模型中区域类别标签对分类精度影响的问题,提出了区域类别模糊概率(regional category fuzzy probability, RCFP)标签场方法,使临界对象具有多种类别划分的可能性,避免唯一标签导致的错分类现象。该方法综合考虑区域特征与邻域特征,利用区域边缘信息和后验概率获得 RCFP,并将其纳入特征场参数求解过程中,使特征场参数更加接近真实情况,从而提高 SAR 图像分类精度。以河南省开封市东部约 1 400 km<sup>2</sup> 的区域为研究区,采用 Sentinel-1 卫星 SAR 图像开展农田、建筑、水域 3 类地物的分类验证实验,与 K-means, FCM, 马尔可夫随机场和具有区域系数的 OGMRF 等方法相比较,所提出方法的总体分类精度达到 94.16%, Kappa 系数为 0.895 7, 在 5 种方法中效果最好。

**关键词:** SAR 图像分类; 马尔可夫随机场; 特征场; 区域类别模糊概率; Sentinel-1

**中图分类号:** TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)04-0098-07

## 0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)图像分类是遥感应用中的关键技术之一,其分类精度直接决定着 SAR 图像应用的质量。常用的 SAR 图像分类方法有 K-均值(K-means)方法<sup>[1-2]</sup>, 模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)方法<sup>[3]</sup>, 支持向量机(support vector machine, SVM)方法<sup>[4]</sup>, 以及马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型等。其中, MRF 模型充分考虑了空间上下文信息,具有较强的抗噪能力,在近些年的研究中得到了广泛的应用<sup>[5-9]</sup>。

MRF 是一种概率图模型,分别使用特征场和标签场表示图像特征和类别。面向对象的 MRF(object-based Markov random field, OMRF)模型采用

超像素分割处理,按像素特征将图像划分为同质区域,作为分类的基本单元,以区域邻接图(region adjacency graph, RAG)<sup>[10]</sup>表示各区域概率关系,并以此进行 OMRF 建模,将图像分类转化为区域类别最优标记问题。与传统 MRF 模型相比,OMRF 方法用于 SAR 图像分类可有效利用区域对象大小、形状和边缘等信息,降低相干斑噪声对分类结果的干扰。

近年来,基于 OMRF 模型的图像分类方法不断涌现各种改进形式。Chen 等<sup>[11]</sup>建立了统一的 MRF(unified Markov random field, UMRF)模型,将像素和区域的似然函数相乘,同时获取像素和区域信息,使得图像分类精度得到提高; Zheng 等<sup>[12]</sup>提出了一种具有区域系数的对象高斯-马尔可夫随机场模型(object-based Gaussian-Markov random field model with region coefficients, OGMRF-RC),以边缘信息和区域大小为系数,使用基于对象的线性回归方程

收稿日期: 2020-12-31; 修订日期: 2021-04-23

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于高分辨星载 SAR 图像的丹江口库区生态红线保护区的水源涵养功能监测与评估”(编号: 61871175)、河南省科技攻关计划项目“众包数据辅助下基于深度学习的高分辨率土地覆盖自动分类研究”(编号: 202102210175)、“基于多极化 SAR 影像的小麦物候期监测研究”(编号: 212102210093)、“黄河下游游荡型河段河势雷达遥感监测研究”(编号: 212102210101)、河南省高等学校重点科研项目“河南地区冬小麦雷达极化特征及其遥感监测研究”(编号: 19A420005)、“多覆被类型地表水源涵养功能 SAR 反演评估研究”(编号: 21A520004)和河南省青年人才托举工程项目“基于多极化雷达影像的河南地区冬小麦长势监测研究”(编号: 2019HYTP006)共同资助。

第一作者: 李渊(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向为 SAR 遥感图像处理。Email: liyuan\_960423@vip.henu.edu.cn。

通信作者: 郭拯危(1963-),女,教授,研究生导师,研究方向为 SAR 遥感信息处理。Email: gzw@henu.edu.cn。

(object-based linear regression equation, OLRE) 获取相邻区域的线性关系,用于特征场建模; Xu 等<sup>[13]</sup>提出了一种极化辅助场 OMRF(OMRF with polarimetric auxiliary fields, OMRF-PA)模型,采用极化指数评估 OMRF 模型迭代过程中的极化信息损失,结合改进的条件概率分布,有效提高了 PolSAR 图像分类精度。

然而,上述改进模型中,迭代计算的区域对象标签只有一个类别,这极有可能影响图像中临界区域的类型界定。本文针对该问题,提出了区域类别模糊概率(regional category fuzzy probability, RCFP)的方法,利用边缘信息和后验概率共同获取区域对象对所有可能类别的 RCFP,作为 OGMRF-RC 模型的标签场信息,同时在特征场参数计算中考虑 RCFP 的影响,并将该改进模型应用于 SAR 图像分类中。经实验验证,与 K-means,FCM 和其他 MRF 模型等方法相比,本文方法在分类过程中以概率形式赋予各区域多类别标签,充分利用了区域对象的图像特征与空间关系信息,使得分类精度有了明显的提升。

## 1 OGMRF-RC 模型

### 1.1 OLRE 邻域关系

设图像 I 超像素分割后区域集合为  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ ,  $n$  为区域个数,各区域像素数目为  $|R| = \{|r_1|, |r_2|, \dots, |r_n|\}$ 。特征场  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  表示各区域特征信息,标签场  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  表

$$\begin{aligned} x^* &= \operatorname{Argmin} \{ -\log[P(Y = y | X = x)] - \log[P(X = x)] \} \\ &= \operatorname{Argmin} \{ E_f + E_l \} \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $x^*$  为新的类别标签;  $E_f$  为特征场能量;  $E_l$  为标签场能量。

$$x^* = \operatorname{Argmin} \left[ \frac{1}{2} \log(2\pi\sigma_h^2) + \frac{g_h^2}{2\sigma_h^2} + \sum_{r_j \in N_{r_i}} V(x_i, x_j) \right] \quad (5)$$

式中: 特征参数  $\sigma_h^2$  为类别  $h$  的区域方差;  $V(x_i, x_j)$  为势能函数,其定义为:

$$V(x_i, x_j) = \begin{cases} -\beta \times e_{i,j} & (x_i = x_j) \\ \beta \times e_{i,j} & (x_i \neq x_j) \end{cases} \quad (6)$$

式中  $\beta$  为势能参数。

## 2 改进的 OGMRF-RC 模型

根据地理学第一定律<sup>[14]</sup>,空间距离越近的地

示各区域类别标签。

区域  $r_i$  与其邻域集合  $N_{r_i}$  的相关性参数可以表示为:

$$\theta_{i,j} = \frac{e_{i,j}}{e_i} \times \frac{|r_j|}{\sum_{r_j \in N_{r_i}} |r_j|} \quad (1)$$

式中:  $\theta_{i,j}$  为区域  $r_i$  与其邻域集合  $N_{r_i}$  的相关性参数;  $i, j$  为区域的编号;  $e_{i,j}$  为区域  $r_i$  和  $r_j$  相交边界的像素数;  $e_i = \sum_{r_j \in N_{r_i}} e_{i,j}$  为区域  $r_i$  边界处的像素数。

若区域  $r_i$  的类别为  $h$ ,  $1 \leq h \leq k$  ( $k$  为总分类数目),区域  $r_i$  与其邻域集合  $N_{r_i}$  的特征关系可用 OLRE 获取,表示为:

$$y_i - \mu_h = \sum_{r_j \in N_{r_i}} \theta_{i,j} (y_j - \mu_h) + g_h \quad (2)$$

式中: 特征参数  $\mu_h$  表示类别  $h$  的区域均值;  $g_h$  为类别  $h$  均值为零的高斯白噪声。

### 1.2 OGMRF-RC 模型

OGMRF-RC 模型是将图像分类问题转化为给定特征场条件下,求解区域类别标签最大后验概率的问题。根据 Bayesian 公式,区域类别标签  $\hat{x}$  的计算公式为:

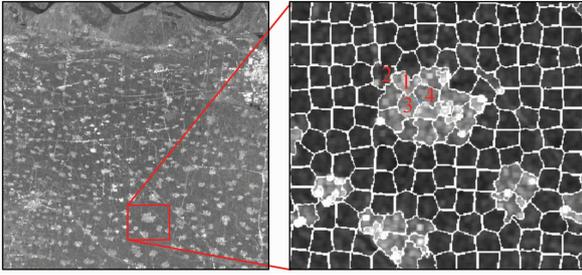
$$\hat{x} = \operatorname{Argmax} P(Y = y | X = x) \cdot P(X = x) \quad (3)$$

式中:  $P(Y = y | X = x)$  为特征场中给定类别标签  $x$  的条件概率分布;  $P(X = x)$  为标签场中给定类别标签  $x$  的先验概率分布。

将图像分类转化为求解最小化能量的问题,则式(3)可转化为:

设待分类图像满足高斯分布,则 OGMRF-RC 模型的目标函数为:

物,其相互影响越大。区域对象的边缘像素特征与该区域类别一致,两相邻区域类别相同的概率可由二者边缘的像素特征的差异性反映,差异越小,类别相同概率越高。例如,对如图 1(a) 所示的 SAR 图像进行超像素划分,可得如图 1(b) 所示的区域对象分割结果。其中,区域 2,3,4 属于区域 1 的邻域集合,区域 1,3,4 为相同类别,其边缘像素在特征上差异不大;而区域 1 与区域 2 为不同类别,其边缘像素则有明显的特征差异。



(a) SAR 图像 (b) 局部超像素分割

图 1 超像素分割结果

Fig. 1 Result of super-pixel segmentation

因而,图像分类时,除了区域对象本身的纹理特征外,将其与邻域区域对象的边缘特征作为分类参数之一,对区域类别的正确划分具有较高的参考价值。

OGMRF-RC 模型中,标签场采用对象唯一类别标签的形式。对于不同类别交界的区域对象,一旦出现错误的类别标签将会直接影响特征场参数的计算和最终分类结果的准确性。针对此问题,本文提出依据区域对象自身的后验概率和邻域相关边缘信息,获得该区域对所有可能类别的 RCFP,作为标签场,并参与特征场参数的迭代计算,使特征参数的更新考虑了图像的全局信息,利用图像空间特征不断优化并纠正每个区域对象的类别归属,获得更好的分类效果。

### 2.1 标签场模糊概率

基于边缘信息获取的区域  $r_i$  的类别概率可以表示为:

$$P_1(h - r_i) = \frac{\sum_{r_j \in N_{r_i}, x_j = h} e_{i,j}}{\sum_{r_j \in N_{r_i}} e_{i,j}}, \quad (7)$$

式中  $P_1(h - r_i)$  为区域  $r_i$  属于类别  $h$  的概率。

后验概率  $P_2(h | y_i)$  的计算公式为:

$$P_2(h | y_i) = \frac{G(y_i; \theta_h) P(h | x_{N_{r_i}})}{P(y_i)}, \quad (8)$$

式中:  $P_2(h | y_i)$  为区域  $r_i$  为类别  $h$  的后验概率;  $G(y_i; \theta_h)$  为特征场参数  $\theta_h = (\mu_h, \sigma_h^2)$  的高斯分布函数;  $P(h | x_{N_{r_i}})$  为先验概率;  $P(y_i)$  为常数。  $G(y_i; \theta_h)$  和  $P(h | x_{N_{r_i}})$  可以定义为:

$$G(y_i; \theta_h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h}} \exp\left[-\frac{(y_i - \mu_h)^2}{2\sigma_h}\right], \quad (9)$$

$$P(h | x_{N_{r_i}}) = \frac{1}{Z} \times \exp\left(-\sum_{r_j \in N_{r_i}} V(x_i, x_j)\right), \quad (10)$$

式中  $Z$  为归一化常数。

区域  $r_i$  属于类别  $h$  的模糊概率  $RCFP_{h-r_i}$  可以表示为:

$$RCFP_{h-r_i} = (P_1(h - r_i) + P_2(h | y_i))/2. \quad (11)$$

### 2.2 特征场参数求解

用 RCFP 作为区域的类别标签,会使区域  $r_i$  属于每个类别  $h$  都有一个  $RCFP_{h-r_i}$ ,将其参与特征场参数计算时,则是考虑了图像的全局信息。假设已知所有区域属于类别  $h$  的  $RCFP_{h-r_i}$ ,类别  $h$  的特征场参数  $(\mu_h, \sigma_h^2)$  的计算定义为:

$$\mu_h = \frac{\sum_{r_i} RCFP_{h-r_i} \cdot y_i}{\sum_{r_i} RCFP_{h-r_i}}, \quad (12)$$

$$\sigma_h = \frac{\sum_{r_i} RCFP_{h-r_i} (y_i - \mu_h)^T (y_i - \mu_h)}{\sum_{r_i} RCFP_{h-r_i}}. \quad (13)$$

## 3 改进模型流程

改进的 SAR 图像分类算法流程如图 2 所示。首先采用像素级分类方法与图像超像素分割方法对 SAR 图像进行处理,用于获取区域对象分割结果及初始类别标签。然后应用改进的 OGMRF-RC 模型对区域对象特征进行迭代计算,不断更新标签场信息,直至满足结束条件完成对 SAR 图像分类,获得分类结果。算法执行结束条件为:达到最大迭代次数  $T$ ,算法结束。

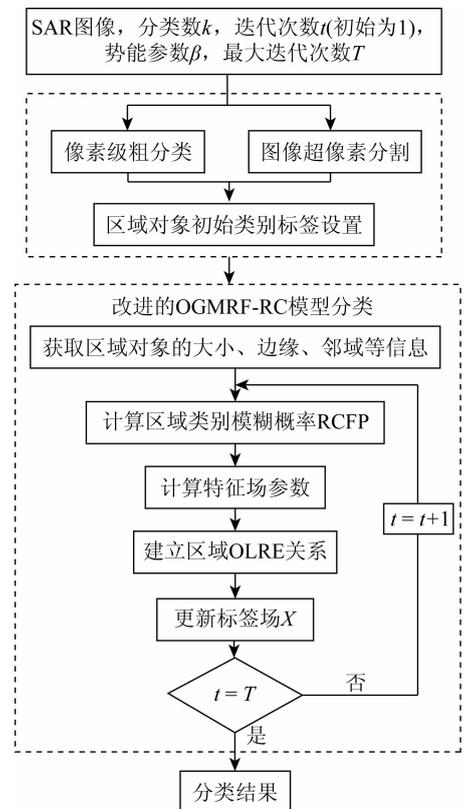


图 2 本文方法流程图

Fig. 2 Flow chart of method in this paper

### 4 实验与结果

#### 4.1 研究区域及数据

经实地考察,选取河南省开封市东部约 1 400 km<sup>2</sup>的区域为研究区,其位置如图 3(a)所示。该区域为典型的乡村地物分布,具有大片的农田,其间分布着房屋建筑,北部有黄河主河道流经,即研究区内具有 3 种地物类型,分别为农田,建筑和水。实验数据见图 3(b)和表 1。

表 1 实验使用的 Sentinel - 1 卫星 SAR 图像参数

Tab.1 Parameters of Sentinel - 1 Satellite SAR image used in experiment

参数	SAR 图像
产品类型	SLC
成像模式	干涉宽幅
波段	C
成像日期	2020 年 2 月 27 日
分辨率	4 m × 20 m
图像尺寸	1 900 像素 × 1 900 像素
极化方式	VV 极化

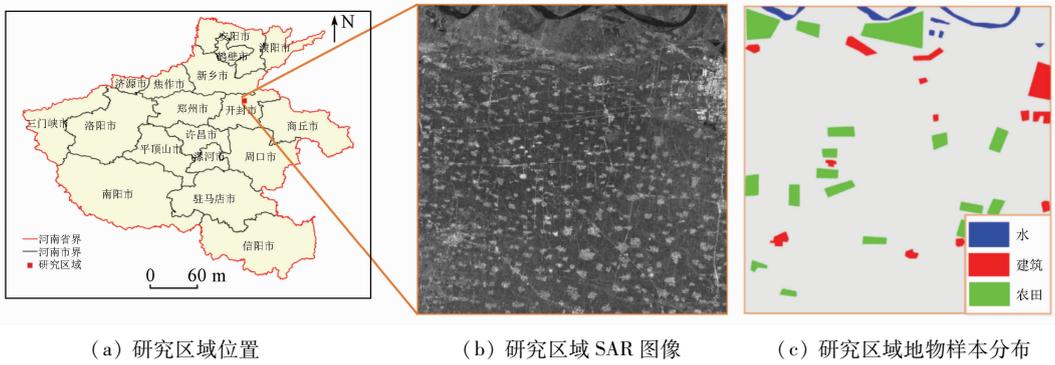


图 3 研究区域与样本分布

Fig.3 Study area and sample distribution

实验数据为一景 Sentinel - 1 卫星 SAR 图像,在图像覆盖区域内,选取若干农田、建筑、水域等不同类别地物的样本,进行真实地物标记,样本分布如图 3(c)所示。

#### 4.2 实验结果

为验证本文方法的有效性,选择基于像素的 K - means,FCM 和 MRF 模型,以及基于区域的 OGMRF - RC 模型等方法进行对比实验。实验中本文改进的 OGMRF - RC 方法选用 MRF 模型作为像素级分类方法,采用简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)<sup>[15]</sup>方法对图像进行超像素分割,依据经验设置势能参数  $\beta$  值为 0.06。

图 4 为 5 种对比方法的分类结果,其中图 4(a)为谷歌地图光学图像。对照真实地物分布情况,中

部区域不存在水域,但图 4(c)和图 4(d)在该区域中存在大量农田错分为水域的情况。左上矩形区域内地物多为农田,仅有少量的建筑和水域,但图 4(b) - (e)中该区域存在一些地物错分的情况。直观对比不同方法的分类结果,图 4(f)所示的本文方法分类结果与真实地物图最为接近。为了更清晰地展示算法改进后的分类效果,选取了图 4 左上矩形区域进行放大展示,结果如图 5 所示。其中图 5(a)为所选区域的谷歌地图光学图像,图 5(b) - (f)为所选区域 SAR 图像的分类结果。结果显示图 5(b) - (e)的分类结果中,农田和建筑存在一些错误分类,本文方法(图 5(f))对选定区域的分类结果最接近地物真实情况。

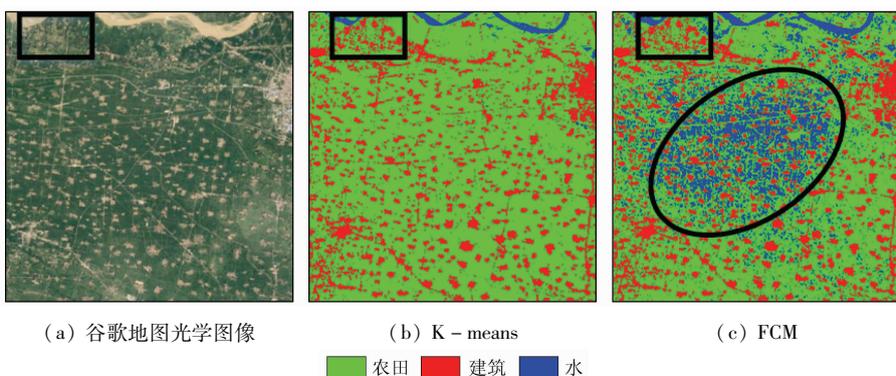


图 4 - 1 5 种对比方法的 SAR 图像分类结果

Fig.4 - 1 SAR image classification results of five methods

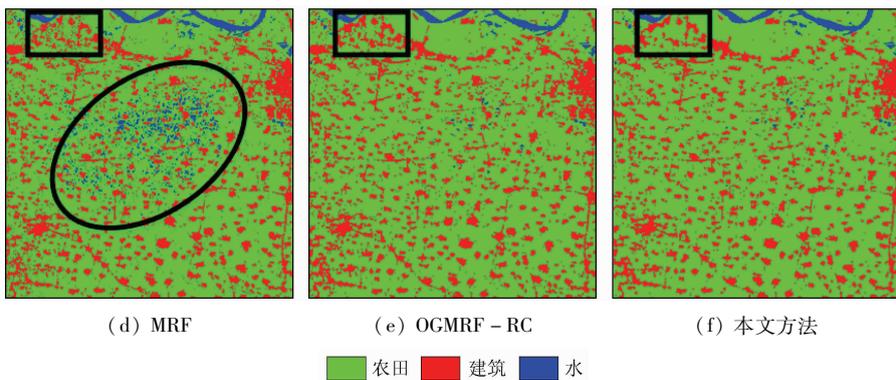


图 4-2 5 种对比方法的 SAR 图像分类结果

Fig. 4-2 SAR image classification results of five methods

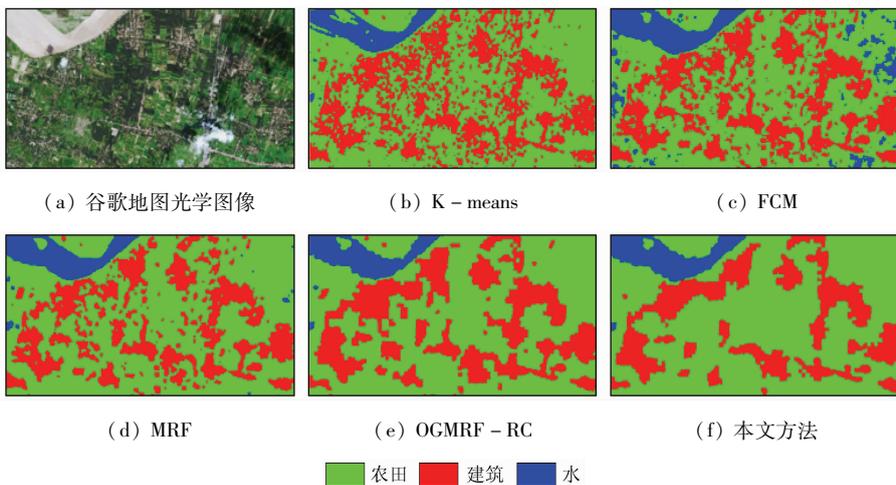


图 5 选定区域的 SAR 图像分类结果

Fig. 5 SAR image classification results of selected area

### 4.3 定量分析

总体精度(overall accuracy, OA)、Kappa 系数和用户精度(user accuracy, UA)常用作分类精度评价指标,其计算方法分别为:

$$OA = \frac{M}{N} \quad (14)$$

$$UA = \frac{E}{F} \quad (15)$$

$$Kappa = \frac{OA - P}{1 - P} \quad (16)$$

$$P = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^k \bar{D}(w, : ) \cdot \bar{D}( : , w ) \quad (17)$$

式中:  $M$  为图像中正确分类的像素数目;  $N$  为图像总的像素数目;  $E$  为某一类别中被正确分类的像素数目;  $F$  为分类结果中该类别的像素数目;  $D$  为混淆矩阵;  $k$  为类别数;  $\bar{D}(w, : )$  为第  $w$  行元素的和;  $\bar{D}( : , w)$  为第  $w$  列元素的和。

5 种方法的 OA 和 Kappa 定量分析结果如图 6 所示,对不同类别地物的 UA 如表 2 所示。图 6 中,3 种 MRF 模型分类结果的 OA 和 Kappa 系数都高于 FCM 方法和 K-means 方法,这也进一步验证了 MRF 模型对于 SAR 图像分类的适用性。而本文方法由于考虑了对象多类别属性概率,获得了最高的分类精度,OA 为 94.16%, Kappa 系数为 0.8957。由表 2 的 UA 结果可知,5 种方法对农田的分类结果差别不大;对水域的分类结果,由于 FCM 和 MRF 方法中存在将农田错分为水域的情况,因此这两种方法的 UA 精度较低,而其他方法都取得了较高的精度;对于建筑的分类结果,其他方法 UA 处于 80% 左右,而本文方法 UA 为 89.05%。综合考虑本文方法的分类效果最好。综上所述,与其他方法相比,本文方法的分类结果,对于水域、农田和建筑物等都具有较好的效果,量化指标 OA 和 Kappa 结果同样优于对比算法,证明了本文方法的有效性。

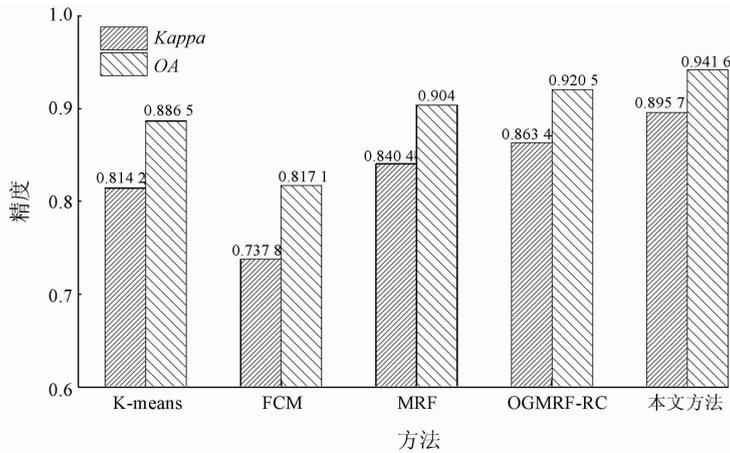


图 6 5 种对比方法的 OA 和 Kappa 结果  
Fig. 6 OA and Kappa Values of five methods

表 2 5 种对比方法的 UA 结果

Tab. 2 UA value of five methods

地物类型	K - means	FCM	MRF	OGMRF - RC	本文方法
农田	0.934 8	0.953 7	0.952 0	0.954 4	0.959 4
建筑	0.754 2	0.798 3	0.824 4	0.829 0	0.890 5
水	0.969 0	0.509 4	0.838 6	0.954 3	0.955 9

## 5 结论

本文提出了一种基于改进 OGMRF - RC 模型的 SAR 图像分类方法,该方法中充分考虑区域对象自身与其邻域的特征信息,提出 RCFP 的方法。利用区域后验概率与边缘信息共同计算 RCFP,作为区域对象标签场,并纳入特征场参数计算过程,让参数的计算考虑了图像的全局信息,使 SAR 图像分类精度得到了有效的提高。

为验证本文方法的有效性,采用 K - means, FCM, MRF, OGMRF - RC 等方法开展对比实验。结果表明,本文方法对水域、农田、建筑等地物的总体分类精度最高可达 0.941 6, Kappa 系数最高为 0.895 7, 优于其他对比方法,验证了本文方法的有效性。

本文在进行特征场参数计算时,只利用了图像的灰度特征和纹理特征。在后期的研究中,可以在分类过程中增加极化等特征,从而进一步提高 SAR 图像的分类精度。

## 参考文献 (References):

[1] 范文兵,孙志远. 基于小波域广义高斯分布的 SAR 图像分割算法[J]. 计算机工程与应用,2020,56(5):222 - 226.  
Fan W B, Sun Z Y. SAR image segmentation algorithm based on generalized gauss distribution in wavelet domain[J]. Computer Engineering and Applications,2020,56(5):222 - 226.

[2] 来全,张继权,席宇阳,等. 基于三聚类中心 K - Means 算法的

SAR 船只检测方法[J]. 东北师大学报(自然科学版),2017,49(3):61 - 67.

Lai Q, Zhang J Q, Xi Y Y, et al. A ship detection method for SAR imagery based on three - centroid K - Means clustering algorithm [J]. Journal of Northeast Normal University ( Nature Science Edition), 2017, 49(3):61 - 67.

[3] 韩子硕,王春平. 基于改进 FCM 与 MRF 的 SAR 图像分割[J]. 系统工程与电子技术,2019,41(8):1726 - 1734.  
Hang Z S, Wang C P. SAR image segmentation based on improved FCM and MRF[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(8):1726 - 1734.

[4] 国贤玉,李坤,王志勇,等. 基于 SVM + SFS 策略的多时相紧致极化 SAR 水稻精细分类[J]. 国土资源遥感,2018,30(4):20 - 27. doi:10.6046/gtzyyg.2018.04.04.  
Guo X Y, Li K, Wang Z Y, et al. Fine classification of rice with multi - temporal compact polarimetric SAR based on SVM + SFS strategy[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(4):20 - 27. doi:10.6046/gtzyyg.2018.04.04.

[5] Voisin A, Krylov V A, Moser G, et al. Classification of very - high resolution SAR images of urban areas using copulas and texture in a hierarchical markov random field model[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(1):96 - 100.

[6] Delia C, Ruscino S, Abbate M, et al. SAR image classification through information - theoretic textural features, MRF segmentation, and object - oriented learning vector quantization[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(4):1116 - 1126.

[7] Shen Y, Chen J Y, Xiao L, et al. A bilevel contextual MRF model for supervised classification of high spatial resolution remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(12):360 - 5372.

[8] Bi H X, Xu L, Cao X, et al. Polarimetric SAR image semantic segmentation with 3D discrete wavelet transform and Markov random field[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29:6601 - 6614.

[9] Jiang X F, Zhang Y, Li Y, et al. Hyperspectral image classification with transfer learning and Markov random fields[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(3):544 - 548.

[10] Lee S H. Hierarchical classification of land - cover types using

- RAG – based merging [C] // 2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007: 2060 – 2062.
- [11] Chen X H, Zheng C, Yao H T, et al. Image segmentation using a unified Markov random field model [J]. *The Institution of Engineering and Technology*, 2017, 11 (10): 860 – 869.
- [12] Zheng C, Yao H T. Segmentation for remote – sensing imagery using the object – based Gaussian – Markov random field model with region coefficients [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40 (11): 4441 – 4472.
- [13] Xu X F, Zou B, Zhang L M. PolSAR image classification based on object – based Markov random field with polarimetric auxiliary label field [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17 (9): 1558 – 1562.
- [14] 朱阿兴, 闫国年, 周成虎, 等. 地理相似性: 地理学的第三定律? [J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22 (4): 673 – 679
- Zhu A X, Lv G N, Zhou C H, et al. Geographic similarity: Third law of geography? [J]. *Journal of Geo – information Science*, 2020, 22 (4): 673 – 679.
- [15] 李智, 曲长文, 周强, 等. 基于 SLIC 超像素分割的 SAR 图像海陆分割算法 [J]. *雷达科学与技术*, 2017, 15 (4): 354 – 358
- Li Z, Qu C W, Zhou Q, et al. A sea – land segmentation algorithm of SAR image based on the SLIC superpixel division [J]. *Radar Science and Technology*, 2017, 15 (4): 354 – 358.

## A SAR image classification method based on an improved OGMRF – RC model

LI Yuan<sup>1,2,3,4</sup>, WU Lin<sup>1,2,3,5</sup>, QI Wenwen<sup>1,2,3</sup>, GUO Zhengwei<sup>1,2,3</sup>, LI Ning<sup>1,2,3</sup>

- (1. *College of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China*; 2. *Henan Engineering Research Center of Intelligent Technology and Application, Henan University, Kaifeng 475004, China*; 3. *Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Henan University, Kaifeng 475004, China*; 4. *School of Information and Electronic Engineering, Shangqiu Institute of Technology, Shangqiu 476000, China*;  
5. *College of Environment and Planning, Henan University, Kaifeng 475004, China*)

**Abstract:** The classification of synthetic aperture Radar (SAR) images is one of the key technologies in the field of remote sensing applications. To address the problem that regional class labels affect the classification accuracy in the object – based Markov random field (OMRF) model, this paper proposes the concept of regional category fuzzy probability (RCFP) label field, which can effectively avoid the misclassification caused by wrong class labels by fully considering the possible categories of a single object. The RCFP of every region can be obtained using the regional edge information and posterior probability according to the features of the region and its adjacent regions. Then it is included in the calculation of feature field parameters to make the feature field parameters highly close to the real conditions of objects. The study area is located in the eastern part of Kaifeng City, Henan Province, covering an area of about 1 400 km<sup>2</sup>. Sentinel – 1 SAR images were used for the classification experiment of farmlands, buildings, and water in the study area, and the performance of the improved method in this study was compared with that of the method of K – means, fuzzy C – means (FCM), MRF, and OGMRF – RC. The experimental results show that the overall accuracy (OA) and the Kappa coefficient of the proposed method are 94.16% and 0.8957 respectively, which are higher than those of other methods.

**Keywords:** classification of synthetic aperture Radar (SAR) images; Markov random field (MRF); feature field; regional category fuzzy probability (RCFP); Sentinel – 1

(责任编辑: 张仙)