

引用格式:Jiang Ping,Liu Xiuguo,Chen Qihao,*et al.*A Multi-scale SVM-CRF Model for Buildings Extraction from Polarimetric SAR Images[J].Remote Sensing Technology and Application,2017,32(3):475-482.[姜萍,刘修国,陈启浩,等.利用多尺度 SVM-CRF 模型的极化 SAR 图像建筑物提取[J].遥感技术与应用,2017,32(3):475-482.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2017.3.0475

利用多尺度 SVM-CRF 模型的极化 SAR 图像建筑物提取

姜 萍¹,刘修国²,陈启浩²,邵芳芳²

(1.新疆气象局气象服务中心,乌鲁木齐 830002;2.中国地质大学(武汉)信息工程学院,武汉 430074)

摘要:极化 SAR 图像中建筑物相关特征的不充分利用将影响建筑物提取的有效性或引发错误。为解决该问题,提出了一种利用多尺度 SVM-CRF 模型的极化 SAR 图像建筑物提取方法。在图像最优分割的基础上,将基于像素的 SVM-CRF 模型扩展到面向对象的多尺度 SVM-CRF 模型,使之能同时有效地描述建筑物突出的“面状”特征及其层次、空间上下文相关性。同时,考虑对建筑物描述特征利用不充分所引起的类别模糊问题,使用随机森林算法实现多特征的选择,形成更有效的特征组合以优化 SVM-CRF 模型中的特征向量。采用 Oberpfaffenhofen 地区 E-SAR 数据进行了实验,定性和定量的结果验证了该方法的有效性和准确性。

关 键 词:极化合成孔径雷达;建筑物提取;面向对象;多尺度;SVM-CRF 模型

中图分类号:TN957.52 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2017)03-0475-08

1 引 言

建筑物是人类赖以生存的场所,是城市建设中最重要的组成部分,其识别和提取在城市规划、道路建设、土地利用规划等方面具有重要价值。全极化合成孔径雷达(Polari-metric Synthetic Aperture Radar,PolSAR)较之光学遥感,具有全天时、全天候、穿透性强等特点;较之单极化 SAR,具有能够全面揭示地物目标的散射机制、显著增强目标识别和信息提取能力的优势,近年来已在诸多领域得到广泛研究与应用^[1-3]。因此,精确获取 PolSAR 图像上的建筑物信息成为当前遥感信息分析领域的研究热点之^[4-5]。

目前,PolSAR 图像建筑物提取方法主要有以下 3 类:①基于散射机制的方法。主要采用极化目标分解技术,利用目标地物结构特征与其散射机理

间的相关性进行识别提取,如 An 等^[6-7]将 Freeman 三分量、多分量分解(MCSMs)中的偶次散射分量用于 PolSAR 图像建筑物提取,均取得了较好的效果;Azmedroub 等^[8]依据建筑物偶次散射分量的显著性,利用 Yamaguchi 四分量分解结果判别建筑区域,而后结合 Wishart 分类器完成建筑物的提取,在 C 波段 RadarSAR-2 图像上的提取结果与真实地类分布一致性较高;Zhang 等^[9]为提取倾斜建筑,基于旋转的协方差矩阵,提出一种改进的多分量散射模型,能有效区分具有取向角的倾斜建筑物与植被,获得了更好的分解结果和更高的解译准确性。②基于极化特征参数的方法。Ainsworth 等^[10]采用规范化圆极化相关系数对城区人工结构的极化特性进行了深入研究,表明该系数能有效区分建筑物与非建筑物;Sato 等^[11]将规范化圆极化相关系数与圆极化相关系数作为一对极化指数,共同用于建筑物提取,

收稿日期:2016-03-25;修订日期:2017-05-20
基金项目:国家自然科学基金项目(41301477、41471355),中国博士后科学基金面上项目(2012M521497)资助。
作者简介:姜 萍(1989—),女,湖北枣阳人,工程师,主要从事光学遥感、极化 SAR 图像信息提取等研究。E-mail:jp544867803@126.com。
通讯作者:陈启浩(1982—),男,湖北仙桃人,讲师,主要从事极化 SAR 信息提取研究。E-mail:cugcqh@163.com。

提出了一种简化算法具有较高的有效性;Lin 等^[12]将圆极化相关系数、极化散射熵、二面角散射特征构成特征向量,而后采用 K 均值聚类分类实现城区建筑提取,提取结果与实际吻合程度较高;Li 等^[13]则将圆极化相关系数与极化熵、极化角相结合,在震后倒塌建筑物提取中成效斐然。③其他方法。如 Liu 等^[14]提出的联合物理散射特性和统计特性的地物目标提取方法,Ren 等^[15]提出的基于中间层特征的全极化 SAR 监督地物分类方法,陈博等^[16]构建的基于贝叶斯集成框架的极化 SAR 图像分类方法,均在城区或建筑物提取中表现出较高的有效性。

然而,建筑物的结构致使其极化散射信息比较复杂,通常同一建筑物中不同部分的散射机制并不相同,导致单纯依赖散射机制的方法难以保证提取结果的完整性与准确性^[14]。极化特征参数的引入虽能一定程度上弥补单纯基于散射机理方法的上述不足,但方法对特征参数阈值选取的依赖性较大,同时,特征参数的有效性会受到建筑物形态变化的影响^[17]。除此之外,现有方法多基于像素实现,难以有效适应建筑物的“面状”特征,具有一定的局限性^[18]。

为此,提出一种面向对象的多尺度支持向量机条件随机场(Support Vector Machine Conditional Random Field, SVM-CRF),以用于 PolSAR 图像建筑物提取。条件随机场 CRF 是一种概率图模型^[19],实现简单,且不存在参数依赖问题,在表达图像空间上下文信息以及直接后验概率建模方面有其独特优势,已被广泛应用于图像处理领域^[20-21]。SVM-CRF 模型采用支持向量机 SVM 作为一阶势能项,采用 CRF 描述上下文信息,充分结合了两者的优点^[22]。针对建筑物的具体图像特点,在传统 SVM-CRF 模型基础上,引入面向对象和多图层的处理思想,以弥补基于像素方法对于建筑物“面状”特征描述的局限性,并实现对建筑物上下文信息、多尺度空间结构的有效利用和高效表达。其中随机森林算法被引入进行最优特征选择,以优化 CRF 模型中节点的特征向量。实验结果表明,此方法提高了建筑物提取精度,提取结果更具完整性。

2 SVM-CRF 模型

CRF 模型是一种判别式概率模型,通常被表示为一个无向图 $G=(S,E)$,其中 S 表示所有节点, E 表示节点之间的无向连接。其具体定义为^[23]:

$$P(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \exp\left\{\sum_{i \in S} \psi_i(x, y_i) + \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} \psi_{ij}(x, y_i, y_j)\right\} \quad (1)$$

其中: x_i 、 y_i 分别表示概率图中第 i 个节点的观测变量和其类标签变量; $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为观测序列, $y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 是与 x 对应的标签序列; $P(y|x)$ 表示在给定观测序列 x 情况下,标签序列 y 的联合条件概率; N_i 为第 i 个节点的邻域, $\psi_i(y_i, x)$ 为关联势函数, $\psi_{ij}(y_i, y_j, x)$ 为交互势函数, (x) 为归一化常数。

关联势函数 $\psi_i(y_i, x)$ 衡量给定数据 x 时一个节点 i 被标记为 y_i 的可能性,通常利用某判别式分类器的后验概率来表示,在分类中起主导地位。本文充分考虑 SVM 强大的判别式分类能力,采用文献^[24]提出的通过二类分类的条件概率估计值估计后验概率的方法,实现 SVM 的决策函数值向后验概率的转化,进而与 CRF 集成。设 SVM 分类器输出且与 CRF 关联势函数匹配的势函数为 $p(y_i|x)$,则关联势函数 $\psi_i(y_i, x)$ 可定义为:

$$\psi_i(y_i, x) = \log p(y_i | x) \quad (2)$$

互势函数 $\psi_{ij}(y_i, y_j, x)$ 描述了相邻节点 i 和 j 之间的相互作用关系,不仅体现相邻节点标记的相互作用,还体现出相邻节点特征向量对节点标记的影响:即当特征向量相同时,势函数为 1;当特征向量不同时,相差越大,势函数越趋近于 0。使用一个广义线性模型来定义^[22]:

$$\psi_{ij}(y_i, y_j, x) = \exp(\delta(y_i, y_j) v^T \mu_{ij}(x)), \quad \delta(y_i, y_j) = \begin{cases} 0 & y_i = y_j \\ 1 & y_i \neq y_j \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mu_{ij}(x)$ 为联合特征向量, v^T 为向量 $\mu_{ij}(x)$ 的权重,在训练过程中根据前次训练结果进行不断调整;上标 T 为矩阵转置, $\delta(\cdot)$ 为 Potts 模型。

组合式(1)~(3),可得完整的 SVM-CRF 模型,如式(4)所示:

$$P(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \exp\left\{\sum_{i \in S} \log p(y_i | x) + \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} \delta(y_i, y_j) v^T \mu(x_i, x_j)\right\} \quad (4)$$

对已建立模型的求解过程包括模型参数估计和推理两个步骤,本文分别采用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和环状置信传播(Loopy Belief Propagation, LB)

gation, LBP)算法予以实现。

3 面向建筑物提取的多尺度 SVM-CRF 模型

3.1 对象与图层的构建

图像分割是对象及多尺度图层构建的基础,分割结果的好坏对保证建筑物目标对象的纯度,增大目标间的可分性尤为重要,直接关系到后续建筑物信息提取结果的精度。本文采用 eCognition 软件提供的多尺度分割技术,以及 Espindola 等^[25]在 2006 年提出的分割参数优化方法,实现对象和图层的构建。

Espindola 以确保分割所得的对象具有良好的内部同质性,同时相邻对象间具有良好的异质性为前提,提出以归一化的目标函数 $F(V, I)$ 作为图像分割最优尺度的评判标准:

$$F(V, I) = F(V) + F(I) \quad (5)$$

其中: V 表示对象内部同质性; I 为全局 Moran's I 指数,用以衡量对象之间的异质性,具体表达见文献^[25]。

从理论上可判, $F(V, I)$ 值越高,分割效果越好,即对象内同质性高,且对象间异质性高。因此,将以遍历求解方式,获得不同分割尺度下的 $F(V, I)$ 值,采用插值算法来获取最优分割尺度。

3.2 多尺度 SVM-CRF 模型的构建

多尺度 SVM-CRF 模型与传统 SVM-CRF 模型的最根本区别在于交互、关联势函数的表达,具体描述如下:

(1) 引入层次包含关系修改交互势函数。层次包含关系指上下图层间具有父子关系的对象,其节点构成一条无向边 (i, j) 。此时,无向图 $G = (S, E)$ 扩展为一个分层无向图 $\tilde{G} = (S^{(k)}, \tilde{E})$, $S^{(k)}$ 表示第 k 层节点的集合, \tilde{E} 为层内相邻节点及层间父子节点构成的无向边集合。修改后的交互势函数不仅能描述层内相邻节点的相互作用,还能描述层间节点的语义信息,使空间结构得到充分利用。

(2) 引入层次对象隶属度修改关联势函数。层次对象隶属度指对象被标记为某标签的概率,由对象面积比获得,相关描述及计算方式如下。

图 1 所示空间结构图中,图层间线段即为层次包含关系对应无向边; $A, A_1, A_2, A_{11}, A_{12}$ 表示对象,其中: $(A_{11}, A_{12}) \in (A_1), (A_1, A_2) \in (A)$, 彩色

数字 1、2 表示对象类别标签,则第 k 层对象隶属度 $pro_{y_i}^{(k)}$ (下标 y_i 表示对象所属类别标签)计算如下:

第(1)层:

$$pro_{yA_{11}}^{(1)} = \begin{cases} pro_{yA_{11}=1}^{(1)} = 1 \\ pro_{yA_{11}=2}^{(1)} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

第(2)层:

$$pro_{yA_1}^{(2)} = \begin{cases} pro_{yA_1=1}^{(2)} = \frac{Area(A_{11})}{Area(A_1)} \\ pro_{yA_1=2}^{(2)} = \frac{Area(A_{12})}{Area(A_1)} \end{cases} \quad (7)$$

第(3)层与第(2)层计算方式相同,以此类推。由此可见,层次对象隶属度依赖于初始 SVM-CRF 标记的类别标签,修改后的关联势函数主要用于更新对象类别标签,确保算法的稳健性。

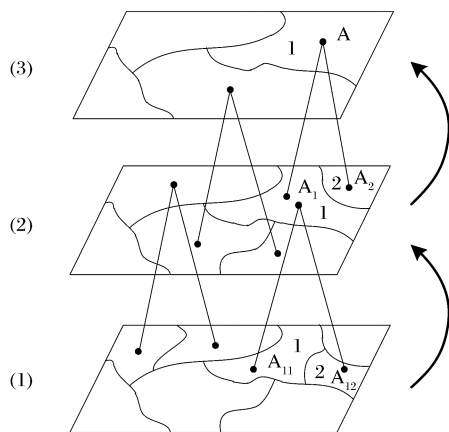


图 1 空间结构示意图

Fig.1 Spatial structure diagram of multi-scale SVM-CRF model

多尺度 SVM-CRF 模型主要由初始化及迭代部分构成。前者以获得对象初始类别标签为目的,后者则采用迭代方式实现层间空间结构的充分利用,确定最终类别标记。其实现的详细过程如图 2 所示。

4 实验与分析

E-SAR 是德国 DLR 研制的实验 SAR,工作在 P、L、C 和 X 多个工作频率,具有可选择的垂直极化或水平极化天线。采用德国 Oberpfaffenhofen 地区 1999 年 7 月的机载 L 波段全极化 E-SAR 数据进行实验,影像大小 800×1500 像素,空间分辨率为 $3 \text{ m} \times 3 \text{ m}$,用 3×3 像素大小的窗口 Box Car 去噪处理。主要包含建筑物、林地、农田、道路等地物类型。由于缺乏真实地物场景的标定说明,利用 Google Earth 截取了实验区对应的光学图像,具体如图 3 所示。

程序用 Matlab 编写, SVM 选用 LibSVM 软件

包,SVM 的核函数选择径向基函数,随机森林选用 R 软件 randomForest 程序包。实验采用一个主导图层、一个辅助图层实现建模。

4.1 分割尺度选择

(1)确定最优分割尺度 $Scale_{opt}$ 。以 Pauli 分解所得三分量为分割特征,权重均为 1。形状因子、紧

致度分别取 0.4、0.5,以 20~80(步长为 3 进行递增)的分割尺度对影像进行分割,求解得到 21 个目标函数值,对其采用三次样条分段插值法来获取最优分割尺度,拟合结果如图 4 所示。

由拟合结果可见,目标函数最大值对应的分割尺度为 48.87,即 $Scale_{opt} = 48.87$ (取整为 49),定义

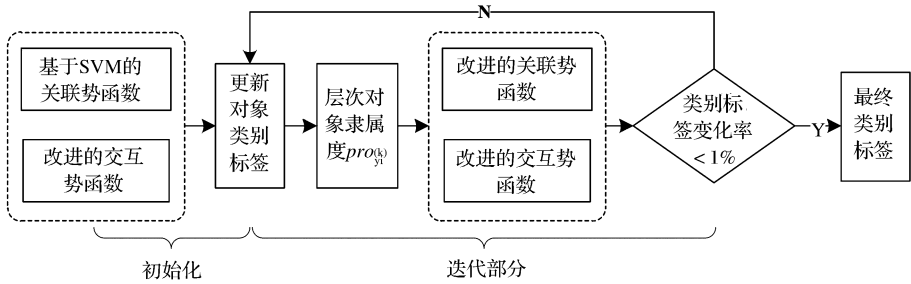


图 2 多尺度 SVM-CRF 模型流程图

Fig.2 Flow chart of the multi-scale SVM-CRF model

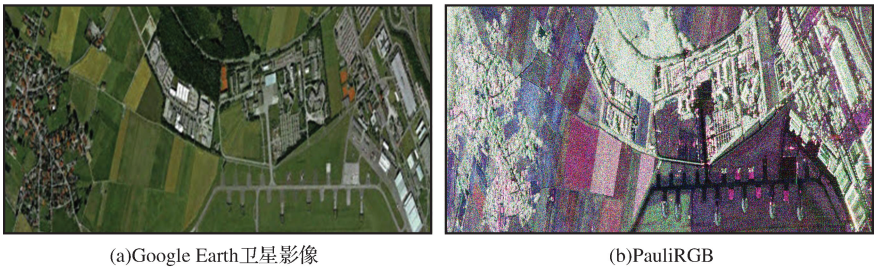


图 3 Oberpfaffenhofen 地区参考光学影像和 Pauli 合成图

Fig.3 Optical and Pauli images of Oberpfaffenhofen

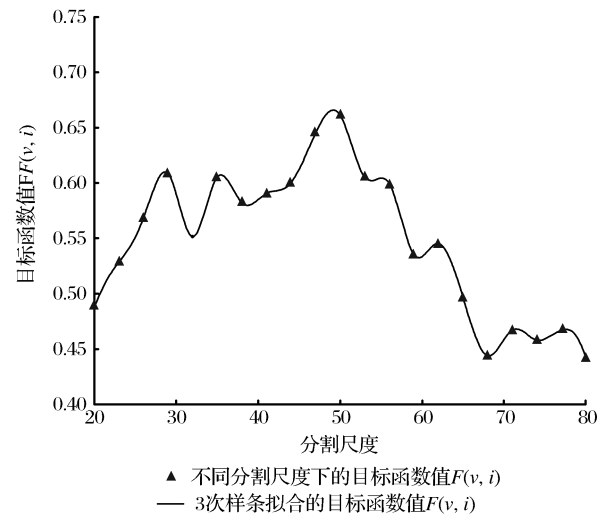


图 4 尺度参数优化三次样条曲线

Fig.4 Cubic spline curve of scale parameter optimization

$Scale_{opt}$ 下分割所得图层为主导图层。辅助图层的构建是以能为主导图层提供对象包含关系,且与其有较强的空间相关性为标准,获得更具结构完整性的对象,其尺度通常确定为 $Scale_{opt} + 15$ 。因此,分

别以 49、64 作为主导、辅助图层的分割尺度,对应图层的对象数分别为 1140、675。

(2)最优特征选择。建筑物墙体与地面形成的二面角结构,使其成为偶次散射分量的主要贡献者,并对应较高的极化总功率、极化/圆极化相关系数等;而其特有的人工建筑结构,使其几何、形状特征明显有别于一般自然地类,并具有独特的纹理特征。因此,根据上述特点选择下表所示的 3 类 35 个特征为候选特征集。

最优特征组合的选择基于随机森林算法予以实现。分别在主导、辅助图层中选取适量纯净的建筑物对象样本,采用随机森林算法(R 软件 randomForest 程序包)求解各候选特征的贡献度,即定量的衡量各特征在表征建筑物信息方面的重要程度,并据此对特征进行排序。图 5 所示为贡献度 ≥ 4 的 17 个特征排序结果。

在得到特征贡献度排序后,可根据实际情况确定最优特征子集的大小,如贡献度大于某一选定阈值的特征,或排名最靠前的 n 个特征构成的子集

等。结合排序结果及实验效果对比,选定前 10 个特征作为各层对象的特征向量构建无向图。结合图 5 可见,偶次散射分量(Freeman_Dbl、Krogager_Kd)、极化/圆极化相关系数(CCC、NCCC)、总功率(Span_db)及部分纹理特征等建筑物独有或对其较为敏感的特征均包含在最优特征组合中。

4.2 建筑物提取

在图像分割和特征选择基础上,采用本文多尺度 SVM-CRF 模型实现建筑物提取。实验所用样本集由建筑物和森林、农田、草坪、道路、机场等非建筑物样本子集构成。为验证方法的有效性,设计如下对比实验:①基于主导图层的 SVM 提取方法;②基于主导图层的 SVM-CRF 提取方法;③多尺度 SVM-MRF 提取方法。图 6 为最优分割尺度下得到主导图层、对比实验及本文方法建筑物信息提取

结果、及实验结果掩膜图像。

由图 6(b)可见,方法①虽然能较为全面地表现建筑物的分布情况,但在草坪和林地中存在明显误分,且部分大型平顶结构建筑物(如图 6(f)中白色圆形 I 处)的完整轮廓信息有所缺失。由图 6(c)和 6(d)可知,方法②、③在建筑物提取中具有较为相似的效果,草坪和林地等非建筑物被剔除,且并未损失建筑物的提取准确性,说明 CRF 的引入和多尺度图层的使用能提高方法的有效性,但是,类似 I 处的信息缺失问题仍然存在。由图 6(e)可见,本文方法解决了方法①、②、③中建筑物平顶部分的漏分,同时降低了稀疏植被(如图 6(f)中白色圆形 II 处)等处的误分,掩膜结果显示大部分建筑物得到了较好的检测,证明对象级多尺度 SVM-CRF 模型的引入能够有效改善提取效果。

表 1 建筑物提取候选特征
Table 1 Candidate features of building extraction

特征类别	数目	描述
极化特征	7	圆极化相关系数、偶次散射分量、极化角、熵、总功率等
几何、形状特征	10	面积、长宽比、对称性、粗糙度等
纹理特征	18	灰度共生矩阵表达的 PauliRGB 三波段图像纹理特征,如中值(Mean)、同质性(Homogeneity)、差异性(Dissimilarity)、自相关(Correlation)等

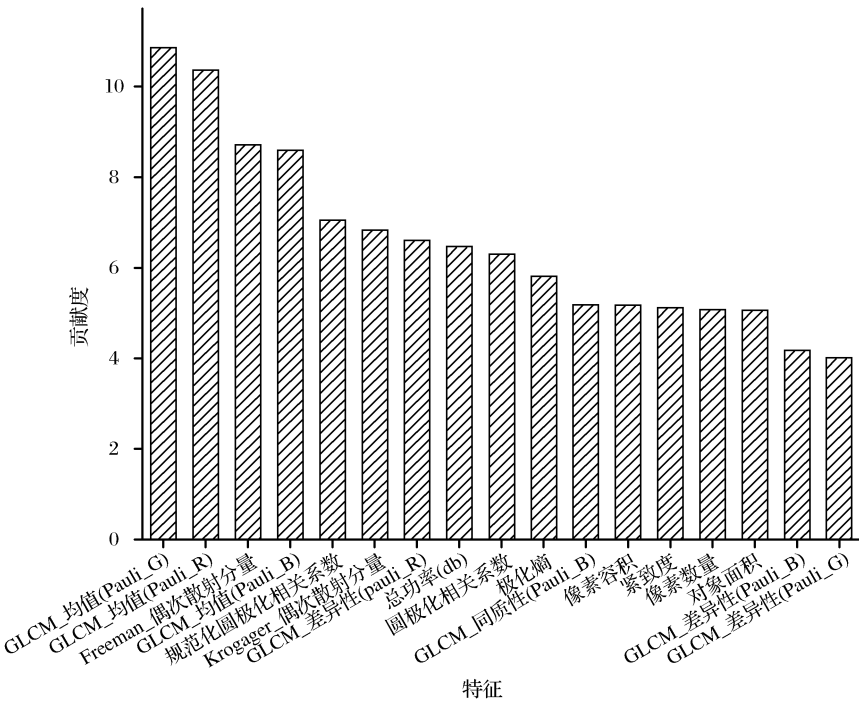


图 5 建筑物提取特征选择结果
Fig.5 Feature selection results of building

结合实验区光学影像和土地利用资料,采用人机交互解译的方式,以主导图层最大似然监督分类结果作为实验区参考数据,进行提取结果的精度评价。评价结果表明,方法①总体精度仅有 78.4%,方

法②③较之方法①,精度明显提升,说明 CRF 模型和多尺度理念在信息提取中具有一定的优势。本文方法的精度为 88.26%,优于方法②和③的 85.63%、

86.24%,进一步说明多尺度空间结构及空间上下文关系的使用能提高建筑物的提取精度。

为验证面向对象方式对建筑物“面状”特征的

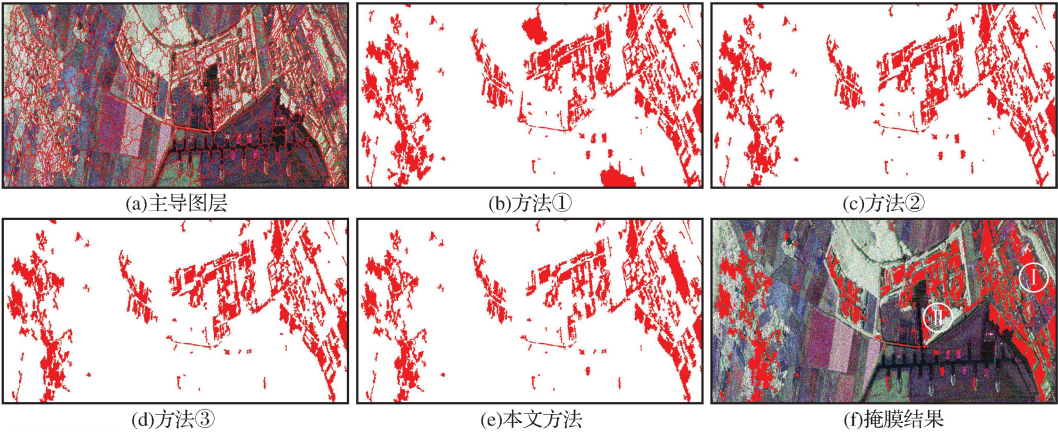


图 6 建筑物提取结果
Fig.6 Results of building extraction

描述能力,以及多特征的引入对提取结果完整性的改善效果,选择如图 7 所示的建筑物 A、B、C 进行分析。A、B、C 为具有一定规模的平顶结构建筑物,在单纯依赖其散射特性或散射特性与统计特性相结合的方法中,均未能获得较理想的提取结果^[6,14]。而由图 7 可见,本文方法较为完整地保留了 A、B、C 的轮廓信息及面状结构,其平顶部分表达更完整,提取结果与实际吻合程度更高,证明以对象为处理单元及几何、纹理等建筑物相关特征的引入,能有效解决建筑物提取结果“面状”特征缺失、完整性不足等问题。但实验也发现,停车场放置的车辆被大量检测为建筑物,这主要是由于停放车辆表现出与建筑物极为相似的特征,以及停车场与建筑物之间较强的上下文关系等因素导致。

象为处理单元,更适于描述大型建筑物的“面状”特征;采用 SVM-CRF 模型作为类别划分方法,使得建

表 2 精度评价
Table 2 Accuracy assessment of results

方法	Kappa 系数	总体精度 / %
方法①	0.58	78.40
方法②	0.68	85.63
方法③	0.64	86.24
本文方法	0.71	88.26

5 结 语

针对建筑物在 PolSAR 图像中所具有的规则的“面状”结构、丰富的描述特征及明显的上下文关联性,提出了面向对象、利用多尺度 SVM-CRF 模型的建筑物提取方法。方法以最优分割尺度下获取的对

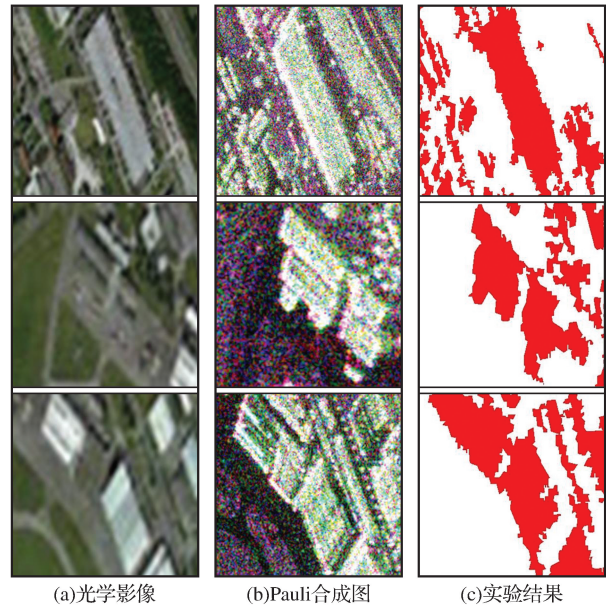


图 7 大型平顶结构建筑物提取结果
Fig.7 Extraction results of large flat buildings

筑物的上下文信息、与建筑物相关的多类特征得到了充分使用,减少了建筑物与植被等非建筑物的误分率;另外,主导、辅助图层间空间相关性的利用也进一步提高了模型的提取性能。E-SAR 全极化数据的实验结果表明,本文方法能有效改善建筑物提取效果,提高结果的准确性和完整性。面向对象及多尺度的引入,能在一定程度上提高建筑物,特别是

其平顶部分的提取准确率,但类别划分过程对训练样本的依赖性较大,即训练样本选择的纯度及准确性将直接影响建筑物提取效果,如何降低人为解译对方法的约束,提高其自动识别能力有待展开深入的研究。

参考文献 (References):

- [1] Deng Ying, Zhang Hong, Wang Chao, *et al.* An Object-oriented Water Extraction Method based on Texture and Polarimetric Decomposition Feature[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(4): 714-723. [邓滢, 张红, 王超, 等. 结合纹理与极化分解的面向对象极化 SAR 水体提取方法[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(4): 714-723.]
- [2] Liu Xiuguo, Xu Qiao, Chen Qihao, *et al.* Segmentation of Polarimetric SAR Images Selectively Using Wishart and K Statistical Description[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(5): 713-719. [刘修国, 徐乔, 陈启浩, 等. 选择利用 Wishart 和 K 统计描述的极化 SAR 图像分割[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(5): 713-719.]
- [3] Zheng Changli, You Shucheng, Wei Hai, *et al.* Building Extraction from Polarimetric SAR Image based on Optical Image Aided FNEA Segmentation[J]. Remote Sensing Information, 2017, 32(2): 60-65. [郑长利, 尤淑撑, 魏海, 等. 魏钜杰光学图像辅助分割的极化 SAR 建筑物提取[J]. 遥感信息, 2017, 32(2): 60-65.]
- [4] Yan Lili, Zhang Jixian, Gao Jingxiang, *et al.* Four-Component Model-based Decomposition of Polarimetric SAR Data for Oriented Urban Buildings[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(1): 203-208. [闫丽丽, 张继贤, 高井祥, 等. 一种适合方位建筑物的基于物理散射模型的极化 SAR 影像四分量分解方法[J]. 电子学报, 2015, 43(1): 203-208.]
- [5] Zhai Wei, Shen Huangfeng, Huang Chunlin. Collapsed Buildings Extraction from the PolSAR Image based on the Analysis of Texture Features[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(5): 975-982. [翟玮, 沈焕锋, 黄春林. 结合 PolSAR 影像纹理特征分析提取倒塌建筑物[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(5): 975-982.]
- [6] An W, Xie C, Lin M. A Three-Component Decomposition Algorithm for Polarimetric SAR with the Helix Angle Compensation[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2016: 7501-7504.
- [7] Xiang D, Wang W, Tang T, *et al.* Multiple-Component Polarimetric Decomposition with New Volume Scattering Models for PolSAR Urban Areas[J]. IET Radar Sonar Navig, 2017, 11(3): 410-419.
- [8] Azmedroub B, Ouarzeddine M. Urban Areas Detection Using Polarimetric SAR Images[C]// IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2015: 3227-3230.
- [9] Zhang L, Wang X, Moon W M. An Improvement of Multiple-component Scattering Model with Rotated Covariance Matrix for Polarimetric SAR Decomposition[C]// Proceedings of the 5th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, 2015: 489-493.
- [10] Ainsworth T L, Schuler D L, Lee J S. Polarimetric SAR Characterization of Man-made Structures in Urban Areas Using Normalized Circular-pol Correlation Coefficients[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 2876-2885.
- [11] Sato R, Sano H, Yamaguchi Y, *et al.* Simplified Algorithm for Detecting Oriented Man-made Objects Using Correlation Coefficients in Circular Polarization Basis[C]// Proceedings of the 2013 Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, 2013: 556-558.
- [12] Lin X, Wang W, Yang E. Urban Construction Area Extraction Using Circular Polarimetric Correlation Coefficient[C]// Proceedings of the Conference on Imaging Systems and Techniques, 2013: 359-362.
- [13] Li X W, Guo H D, Zhang L, *et al.* A New Approach to Collapsed Building Extraction Using Radarsat-2 Polarimetric SAR Imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 677-681.
- [14] Liu Xiuguo, Jiang Ping, Chen Qihao, *et al.* Buildings Extraction from Polarimetric SAR Image Using Improved Three-component Decomposition and Wishart Classification[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(2): 206-213. [刘修国, 姜萍, 陈启浩, 等. 利用改进三分量分解与 Wishart 分类的极化 SAR 图像建筑提取方法[J]. 测绘学报, 2015, 44(2): 206-213.]
- [15] Ren Junying, Su Caixia, Cao Yongfeng. Supervised Land-use Classification of Full Polarimetric Image based on Middle Level Feature[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(2): 330-337. [任俊英, 苏彩霞, 曹永锋. 基于中间层特征的全极化 SAR 监督地物分类[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(2): 330-337.]
- [16] Chen Bo, Wang Shuang, Jiao Licheng, *et al.* Polarimetric SAR Image Classification via Naïve Bayes Combination[J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(2): 45-51. [陈博, 王爽, 焦李成, 等. 贝叶斯集成框架下的极化 SAR 图像分类[J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(2): 45-51.]
- [17] Jin Dingjian, Wang Xiaoqing, Dou Aixia, *et al.* A Review on the Methods of Earthquake-induced Building Damage Information Extraction from SAR Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(3): 449-457. [金鼎坚, 王晓青, 窦爱霞, 等. 雷达遥感建筑物震害信息提取方法综述[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 449-457.]
- [18] Qi Z X, Yeh A G-O, Li X, *et al.* A novel Algorithm for Land Use and Land Cover Classification Using Radarsat-2 Polarimetric SAR Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 21-39.
- [19] Lafferty J, McCallum A, Pereira F C. Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data[C]// Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning, 2001: 282-289.
- [20] Xu L, Shafiee M, Wong A, *et al.* Oil Spill Candidate Detection

from SAR Imagery Using a Thresholding-Guided Stochastic Fully-Connected Conditional Random Field Model[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops.2015;79-86.

[21] Hoberg T, Rottensteiney F, Queiroz F R, *et al.* Conditional Random Fields for Multitemporal and Multiscale Classification of Optical Satellite Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(2): 659-673.

[22] Kenduiywo B K, Tolpekin V A, Stein A. Detection of Built-up Area in Optical and Synthetic Aperture Radar Images Using Conditional Random Fields[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1): 083672-083672.

[23] Wegne J D, Soergel U, Rosenhahn B. Segment-based Building Detection with Conditional Random Fields[C]//Proceedings of the Urban Remote Sensing Event, 2011: 205-208.

[24] Wu T F, Lin C J, Weng R C. Probability Estimates for Multi-class Classification by Pairwise Coupling[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2004, (5): 975-1005.

[25] Espindola G M, Camara G, Reis I A, *et al.* Parameter Selection for Region-growing Image Segmentation Algorithms Using Spatial Autocorrelation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3035-3040.

[26] Lee S M, Kim D S, Kim J H, *et al.* Spam Detection Using Feature Selection and Parameters Optimization[C]// Proceedings of the International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems, 2010: 883-888.

A Multi-scale SVM-CRF Model for Buildings
Extraction from Polarimetric SAR Images

Jiang Ping¹, Liu Xiuguo², Chen Qihao², Shao Fangfang²

(1. Meteorological Service Center of Xinjiang Meteorological Bureau, Urumqi 830002, China ;
2. College of Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: The characteristics of buildings in polarimetric SAR image are more diverse than ever before. However, the underutilization of them will lead to insufficiency or even mistaken for classifying. In order to overcome the deficiencies above, an improved random field, support vector machine conditional random field (SVM-CRF) was proposed in this paper for buildings extraction from Polarimetric SAR images. Firstly, the image is multi-scale segmented by the optimal parameters to get objects. Then, a novel object-based multi-scale SVM-CRF model, which can effectively describe the prominent area features, level correlation and spatial context information of buildings, is developed to replace the conventional pixel-based one. Meanwhile, in order to acquire a more effective combination of characteristics to optimize the feature vector of SVM-CRF model, a multiple features selection algorithm based on random forest is introduced simultaneously to choose features under their importance. The results are validated by using the L band ESAR data in Oberpfaffenhofen area in Germany and comparing with many other methods. And then, by using the approaches of quantitative and qualitative analysis, the effectiveness and accuracy of the proposed method is verified.

Key words: Polarimetric Synthetic Aperture Radar; Buildings extraction; Object-Oriented; Multi-scale; SVM-CRF model