

基于 Sketch Token 的异源雷达影像匹配适应性分析

叶 勤, 陈宏敏, 张绍明

(同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092)

摘要: 将异源影像间的共性信息提取与描述作为研究重点, 提出了一种基于 Sketch Token 中层特征的异源影像适配性评估方法. 该算法利用监督学习策略获取异源雷达影像之间共性特征的先验知识, 据此训练 Sketch Token 特征分类器, 并将其作为影像间共性特征的描述子对基准图进行特征提取. 利用提取结果的各项统计量训练支持向量机分类器, 并以此评估异源影像对中基准图的适配性. 利用星载 SAR (synthetic aperture radar) 影像作为基准图、机载实孔径雷达影像作为实时图进行适配性评估试验, 试验结果表明了该算法的有效性.

关键词: 异源影像; Sketch Token; 中层特征; 共性信息; 适配性分析

中图分类号: TP751

文献标志码: A

Analysis of the Matching Suitability of Remote Sensing Radar Images of Different Sensors Based on Sketch Token

YE Qin, CHEN Hongmin, ZHANG Shaoming

(College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Focusing on the extraction and description of common information between heterologous images, this paper proposed an algorithm for matching suitability analysis between heterologous images based on Sketch Token middle level features. Supervised learning has been used to acquire priori knowledge of homogeneous information between heterologous images, and utilize this knowledge to train the Sketch Token classifier, which is designed as a descriptor of homogeneous information to extract features on reference images. The statistical of extracted features is applied for training support vector machine classifier, which is used to analysis the matching suitability of reference images. The algorithm is validated by the satellite SAR (synthetic aperture

radar) images which have been used as reference images and aerial RAR (real aperture radar) images which have been used as real images. The test result demonstrate the effectiveness of the algorithm.

Key words: heterologous images; Sketch Token; middle level features; common information; matching suitability analysis

景象匹配适配性技术是指按照特定准则在飞行航迹上选取特征信息量大、信息稳定、可匹配性高、大小满足要求的景象区域作为匹配区的技术^[1]. 匹配区的自动选择目前已发展成精确匹配导航定位中的独立关键技术^[2]. 随着成像传感器和遥感技术的发展, 景象匹配适配性分析的对象已从早期的纯光学影像发展到现在的红外图像、雷达图像等多源图像. 特别是合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 技术的出现, 因其具有全天候、穿透能力强以及空间分辨率与波长、载机飞行高度和雷达作用距离无关等优点^[3], 在飞行器导航定位中得到极大重视, SAR 景象匹配适配性分析技术也成为飞行器末制导领域中的研究热点. 但是因为 SAR 特殊的成像机理, SAR 影像通常伴随着严重的相干斑噪声, 信噪比较低. 并且在以星载 SAR 影像为参考图、低空机载实孔径雷达为实时图的景象匹配辅助导航系统中, 参考图与实时图获取时的成像条件、时间以及所采用的极化方式都有较大差异, 且由于成像条件限制, 低空机载实时图成像质量很差 (斑点噪声极多且畸变大), 这导致同一地物在 2 类雷达影像上的响应存在着巨大差异, 直接影响景象匹配导航定位的性能. 对异源雷达影像间的匹配适应性进行研究、提高景象匹配制导的精度与可靠性是匹配导航定位中的难点, 但目前对异源雷达影像适配性研究的公开文

收稿日期: 2014-11-14

基金项目: 国家自然科学基金 (41171327, 41301361); 上海市自然科学基金 (13ZR1444300)

第一作者: 叶 勤 (1970—), 女, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为数字摄影测量、遥感图像处理. E-mail: yeqin@tongji.edu.cn

通讯作者: 张绍明 (1979—), 男, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为数字图像处理、摄影测量与遥感、嵌入式 GIS.

E-mail: sheva2003@gmail.com

献报道非常稀少.而异源雷达影像适配性研究中,异源雷达影像间的共性特征信号提取及其与非共性特征和噪声信号的有效区分是适配性分析的基础,也是异源雷达影像适配性评估技术中的最大难点.

目前,景象匹配的适配性研究大致可以分为两大类^[4]:①直接基于图像信号相关计算的景象区域适配性研究;②基于综合特征量的景象区域适配性研究.前者是将匹配问题看作某个信号序列在其对应的变形信号序列中的定位问题.在对变形信号(实时图)参数进行适当估计后,利用两信号的相关度来度量影像之间的适配性.例如,文献[5]提出了将二维影像按行或列扫描转换成一维像素序列后,以传统的一维信号归一化互相关指标作为基础建立了匹配概率估计模型.文献[6]则以理想相关函数是白噪声为假设,提出了最小相关长度准则来评估匹配区的适配性.基于综合特征量的景象区域适配性研究则是对原始参考图像区域进行综合描述,建立综合特征量与景象区域适配性指标间的关系.基于综合特征量的景象匹配适配性方法适用性较广,是目前景象匹配适配性研究的主流.此外,也有学者同时考虑图像信号的相关性与综合特征量,并尝试采用机器学习方法解决问题.如文献[7]提出了基于特征的丰富性、稳定性和唯一性三层次的匹配区选择策略.而文献[8]则引入了支持向量机(support vector machine, SVM),通过统计图像的灰度和特征测度参数来训练适配性估计模型.但上述方法的研究对象主要集中于异源光学影像、光学影像与 SAR 影像以及光学影像与红外影像之间,对异源雷达影像间的适配性评估效果非常不理想.究其根源,是无法有效提取出异源雷达影像之间的共性特征.

为了解决这一难点,本文借鉴了计算机视觉领域中近年来才提出的概念——中层特征,通过引入 Sketch Token^[9]算法来描述、提取异源雷达影像间的共性特征,利用这些共性特征与 SVM 方法训练了一种新的适配性评估模型.将搭载了真实孔径雷达的飞机在高速俯冲状态下获取的影像作为实时图, TerraSAR X 波段影像作为参考图.最终通过对 2 401 对匹配像对进行试验分析验证本文所提方法的有效性.

1 利用 Sketch Token 算法提取异源雷达影像间的共性特征

1.1 异源雷达影像间的共性特征

在异源雷达影像匹配中,获取不同类型雷达影

像之间的共性特征是匹配成功的关键.所谓共性特征是指同一地物或地貌在 2 种不同类型的影像中均有出现并且形态相同或相近的特征.具体在异源雷达影像匹配上,异源雷达影像之间的共性特征通常以低亮度聚集区域的形式出现,其中以线、面特征较为典型.因此,异源雷达影像的适配性问题可以简化为影像区域中共性特征的评价问题.而一种良好的特征评价方法需要满足以下 3 项指标:①能够反映景象信息的丰富程度;②能够反映景象中稳定的共性特征;③能够反映景象中地物的唯一性.

但是获取参考图与实时图中均存在的线、面特征难度很大,因为同一地物在不同类型影像中的响应不同,其主要受到以下 3 类因素的影响:①自然条件,如雨、雪、晴等;②传感器的成像方式,如波段、成像角、原始分辨率、极化方式、成像机制(实孔径、合成孔径)等;③地表信息,如纹理、高程、本地入射角、介电常数、微波反射率、透射率、吸收率等.考虑到异源雷达影像在成像原理、成像条件上的诸多差异,在机载实孔径雷达影像上呈现的特征未必也在 SAR 影像中呈现.而普通的边缘提取、点提取及分割方法只关注于图像本身,并没有考虑到异源雷达影像间的共性关系,因此无法有效提取出异源雷达影像之间的共性特征.

1.2 Sketch Token 算法概述及 Sketch Token 类的定义

在图像处理领域中,通常将 SIFT (Scale-invariant feature transform)^[10], SURF (Speed-up robust features)^[11], HOG (histogram of oriented gradient)^[12]等直接基于图像梯度统计量的像素级特征称为底层特征,而将目标级或场景级的特征称为高级特征.由于单一的底层特征难以描述低信噪比异源影像之间的共性特征,而高级特征又难以获得.故在 2012 年 ECCV (European Conference on Computer Vision) 的会议上卡内基梅隆大学的 Saurabh Singh 等^[13]首次提出了中层特征的想法.中层特征是一种介于底层特征和高级特征之间的特征结构,其描述的局部区域包含更加丰富的信息,至少是目标部件级别的,而不是没有任何语义信息的局部描述. Joseph J. Lim 等在 2013 年的 CVPR (IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition)会议上则提出了 Sketch Token 特征提取算法,并以此来描述局部影像区域中的直线、T 型结构、Y 型结构、角点、曲线及平行线等边缘特征.算法提出者将以上结构定义为中层特征,通过试验发现影像中的所有目标都可通过上述结构的特定组合来

表达,并将上述中层特征命名为 Sketch Token 类。

该算法应用于异源雷达影像的共性特征提取时,可以分为以下 5 个步骤:

(1) 利用人对异源雷达影像间共性特征的认识,勾勒出影像集 S_i 对应的特征图集 F_s 。

(2) 将图集 F_s 中的所有影像分解为 35×35 (像素) 大小的影像块,并将中心区域存在特征像素的影像块筛选出来命名为数据集 E_{FS} 。

(3) 利用 Daisy 算法处理数据集 E_{FS} 中的所有影像,并使用 K -means 算法基于 E_{FS} 中每张影像的 Daisy 描述量对 E_{FS} 中的影像进行聚类,其聚类数默认为 150 类^[9],每一类影像代表着一类中层特征结构,也即是上文所提到的 T 型、Y 型、平行线等结构,最终将这 150 类中层特征结构的集合命名为 Sketch Token 类。

(4) 获取 E_{FS} 影像集中每张影像对应的原始影像 S_{EFS} ,将 2 类底层特征描述量即梯度统计量和自相关纹理统计量作为 S_{EFS} 中影像的特征描述向量 V_F 。

(5) 以 V_F 作为特征向量,Sketch Token 类别作为标签,随机森林算法作为分类器,训练一个特征分类模型 M 。当输入一张新影像 S_N 时,利用已经训练好的特征分类器 M 对 S_N 中的所有像素点进行分,当所有像素点都分类完毕时,也即完成了 Sketch Token 算法对 S_N 的特征提取。

本文将 Sketch Token 算法与 Canny, Sobel, Harris 算法作对比,将同一地区不同时相下的 SAR 影像(图 1a)和 RAR(real aperture radar)影像(图 1b)作为数据进行试验。试验结果如图 1 所示。该试验的目的是力求将 SAR 影像和 RAR 影像中的暗区域轮廓提取出来,而尽可能地抑制其他因异源雷达成像差异和噪声信号形成的伪共性特征。从图 1c 和 1d 中所展示的 Sketch Token 特征提取结果可以看到原图像中的暗区域轮廓清晰可见。从而其他伪特征都被较好地抑制了。相比之下,图 1e 至 1j 的提取结果表明,Canny, Sobel, Harris 算法将大量的噪声与非共性特征也视为有效特征一并提取。该试验结果表明,Sketch Token 算法相较于其他算法而言可以更好地将异源雷达影像间的共性特征与其他非共性特征和背景噪声相区分。

2 Sketch Token 中层特征提取

2.1 获取异源影像间共性信息的先验知识

由于人工目视判别依然是目前最为可靠的特征

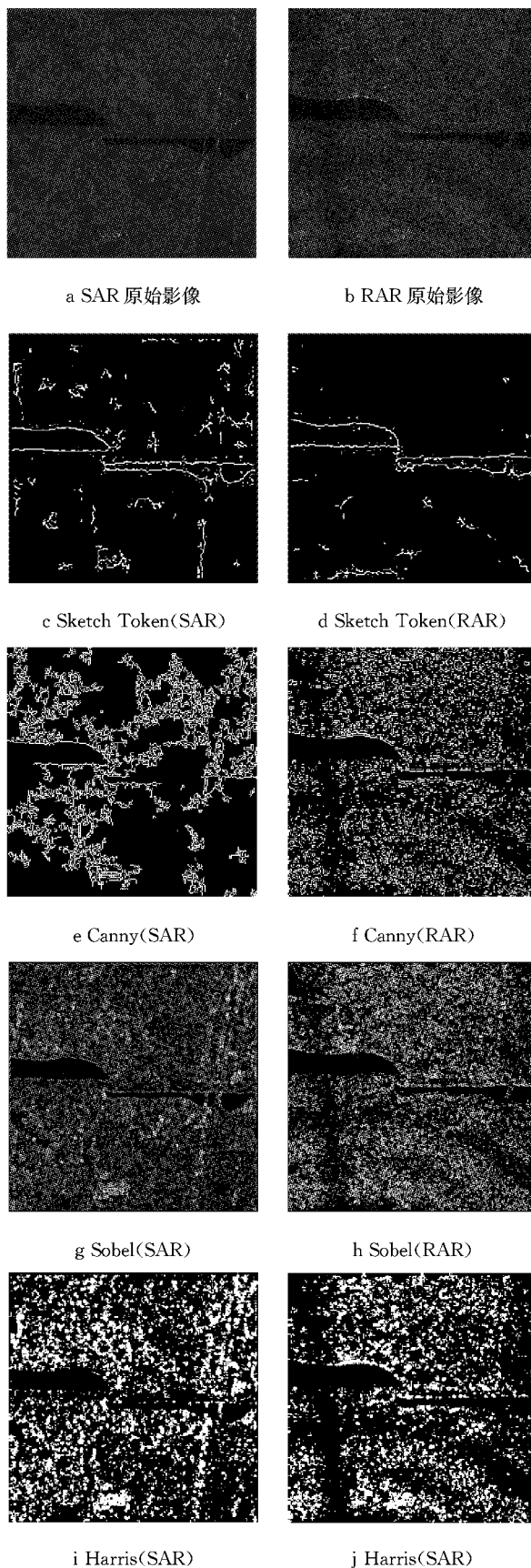


图 1 多种特征提取算法性能对比

Fig.1 Efficiency comparison of various feature extraction algorithms

识别方法,因此本文采用该方法来获取异源影像中共性特征的先验知识.目视判别的具体标准因影像种类的不同而异,但总体上都是将异源雷达影像之间相同或相似的特征作为共性特征.由于本文以 SAR 和实孔径雷达影像为例,故目视判别的具体策略需结合 SAR 影像和实孔径雷达影像的特性制定.

SAR 因其特殊的成像机制,影像中的许多特征会被大量的相干斑噪声所淹没,点特征与其他特征相比受到的影响更为严重.同时受到 SAR 角反射效应的影响,SAR 影像往往会在楼房、桥梁等一些地物边缘形成高亮的线特征.虽然这些特征看似非常明显,但是并不能反映真实地物边缘.这些伪特征的存在也会对匹配结果造成不良的影响.考虑到雷达成像的特性,相对而言线、面特征比较稳定,特别是参考图中的暗线、暗面.故本文主要将线、面特征作为特征评价的主要对象,并将参考图中存在的“暗线”或“暗面”作为稳定的共性特征.依据以上分析,采用手工描绘的方式获取与 SAR 影像(参考图)相对应的特征图像,如图 2 所示.手工绘制的对象主要是针对参考集中有限数目影像,当输入一张新图像时并不需要重复上述过程.

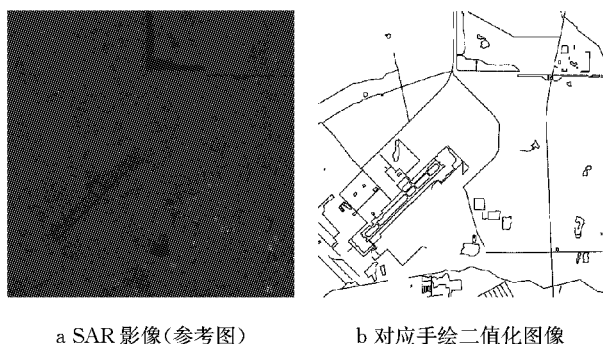


图 2 参考图及对应手绘特征图

Fig. 2 Reference map and the corresponding hand-drawn feature map

2.2 构造 Sketch Token 类

设参考图的训练图集为 S_T ,利用 2.1 节中介绍的方法勾勒出 S_T 对应的特征图集 F_S .将 F_S 中的所有影像分解成 35×35 (像素)大小的影像块,并从中筛选出中心像素点为特征像素的影像块组成特征影像集 E_{FS} .如图 3a 所示的影像块中心像素点为特征像素点,故这些区域应予以保留;图 3b 中所展示的影像区域中心像素点并不是特征像素,应予以剔除.影像块的分割和筛选工作均可直接利用计算机批处理完成.图 3 展示了部分分割及筛选后的结果.

获得影像集 E_{FS} 之后,使用 Daisy 算法^[14]对影像集中的所有影像逐一进行处理.之后利用 K -

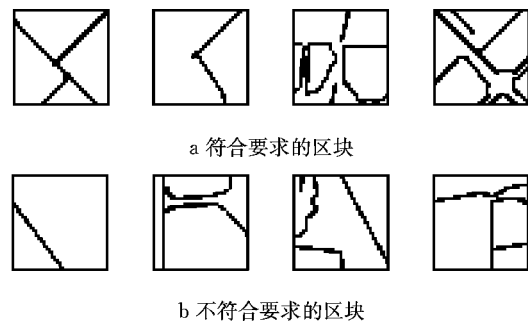


图 3 影像区块选取示例

Fig. 3 Image block selection sample

means 算法基于每张影像的 Daisy 描述量来对 E_{FS} 中的影像聚类,并将聚类结果命名为 Sketch Token 类. Sketch Token 类中的每一类对应着一种中层特征结构.该算法的提出者^[9]通过大量试验,指出当把聚类数设置为 150 时,影像中的所有目标都可以利用这 150 类中层特征结构的特定组合描述,故研究中依然沿用 $K=150$ 这一经验值.

2.3 构造 Sketch Token 类的特征描述向量

为了能够使一张待评估 SAR 影像中全部的像素点与 Sketch Token 类中的每一类及背景类一一对应,以 SAR 影像中每个像素点为中心(影像边缘区域除外),开辟 35×35 (像素)大小的窗口,并分别计算窗口内所有像素在不同尺度下的梯度方向、梯度模值^[10,12,15]及整个窗口的自相关性^[16].并将上述统计量组成特征向量.

为了获得不同尺度下影像块的梯度信息,分别用方差为 0, 1.5 和 5.0 个像素单位的高斯滤波器平滑图像.在 3 种平滑程度不同的影像上,分别计算影像上所有像素点的梯度模值,获得 3 个位于不同尺度上的影像梯度图 $T_0, T_{1.5}, T_{5.0}$.并针对 T_0 和 $T_{1.5}$ 这 2 种影像在 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这 4 个方向上计算梯向图 $A_{0-0}, A_{0-45}, A_{0-90}, A_{0-135}, A_{1.5-0}, A_{1.5-45}, A_{1.5-90}, A_{1.5-135}$.最后再利用方差为 1 个像素单位的高斯滤波器对 $T_0, T_{1.5}, T_{5.0}, A_{0-0}, A_{0-45}, A_{0-90}, A_{0-135}, A_{1.5-0}, A_{1.5-45}, A_{1.5-90}, A_{1.5-135}$ 共 11 张图像进行滤波处理.由于每张影像都是 35×35 (像素)大小,故原始 SAR 影像中的每个像素点的特征向量中梯度信息的描述量共有 $11 \times 35 \times 35 = 13\,475$ 个.

影像中的特征并不仅存在于影像梯度值大的区域,同时也会分布在纹理边界上.自相关特征能够有效地描述影像中的相似纹理^[16].定义一个 $m \times m$ 大小的矩阵 M ,并将 M 阵填满影像块.对于 35×35 大小的影像块来说,可以取 m 为 5 或 7.当 $m=5$ 时,一个影像块中共存在着 $7 \times 7 = 49$ 个互相邻接的 M 矩

阵. 设每个特征通道的标号为 k , 则在第 k 个特征通道上, 将每个 M 矩阵中行号相同的格网点特征值之和记为 s_{jk} 或 s_{ik} . 则自相关特征可被定义为 f_{ijk} .

$$f_{ijk} = s_{jk} - s_{ik} \quad (1)$$

因为 $f_{ijk} = -f_{jik}$ 且 $f_{iik} = 0$, 所以每个特征通道上的统计量数目相当于从 $m \times m$ 个格网点中随机无序抽取 2 个点的方法数, 也即为 $\binom{m \times m}{2}$. 当 $m=5$

时, 每个特征通道上的统计量总数即为 300. 对上述所有特征通道均进行自相关性计算, 则一共可获得 $300 \times 11 = 3\,300$ 个自相关性统计量. 综合以上所有统计量, 可以构造出一个维数高达 $3\,300 + 13\,475 = 16\,775$ 维的特征向量. 该特征向量即是后续应用于适配性分析的基于 Sketch Token 类别的特征向量.

3 训练特征分类器及适配性评估模型

3.1 随机森林算法的训练及预测

当输入一张影像时, 需要利用训练好的分类模型对影像中所有的像素点进行分类, 也即将每一个像素点都赋予一个类别标签. 这个标签可以是 150 种特征中的某一类, 也可以是背景类. 这就要求特征分类器能够区分多种类别, 同时可以快速运行. 而随机森林算法刚好符合以上 2 个条件.

随机森林^[17]指的是利用多棵决策树对样本进行训练并预测的一种分类器. 随机森林是由多棵 CART(classification and regression tree)构成. 其最终输出的结果由各棵 CART 结果综合决定. 每棵树使用的训练集是从总的训练集中有放回抽样获取的, 使用的特征是从特征空间中按一定比例随机无放回抽样获取的. 本文从每种特征类别中随机抽选 1 000 个, 共 150 000 个影像块, 从参考图的训练集中随机选取 16 000 个背景类区块作为训练数据. 利用 2.2 节介绍的方法计算每个区块的梯度和自相关纹理统计量作为每张影像的特征向量, 将其对应的 Sketch Token 类作为类标签用以训练随机森林, 训练步骤如下:

(1) 给定训练集 S , 特征维数 16 775 维. 确定参数: 训练 25 棵 CART, 每棵树的深度设定为 20. 确定终止条件: 所有 CART 的每棵叶节点所拥有的类别数小于等于 5.

(2) 从 S 中有放回地抽取大小和 S 一样的训练集 $S(i)$, 作为根节点的样本, 从根节点开始训练.

(3) 如果当前节点达到终止条件, 则设置当前

节点为叶节点. 该节点的预测输出为当前节点样本集合中数量最多的一类. 否则从 16 775 维特征中无放回随机选取 671 维特征. 在 671 维特征中选取信息增益比最高的一维特征 k 及其阈值 T_h , 并将当前样本第 k 维特征小于 T_h 的样本划分到左节点, 其余部分划分到右节点. 继续训练其他节点.

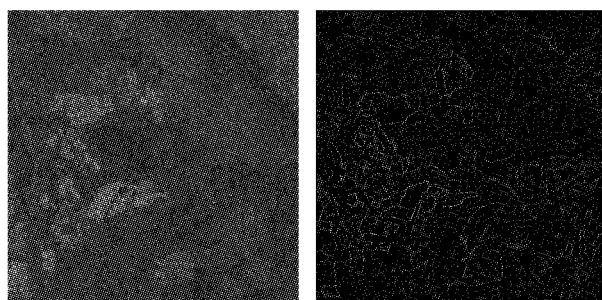
(4) 重复步骤(2)和(3)到所有节点都训练过或者被标记为叶子节点.

(5) 重复步骤(2)至(4)直到所有 CART 都被训练过.

设训练好的随机森林为 F_M . 当输入一张新影像 S 时, 遍历 S 中的全部像素(边缘像素点除外), 利用 2.2 节方法计算该点对应的特征向量, 并将其输入到 F_M 中. 最终将输出该像素点属于每个 Sketch Token 类别的概率 $\{e_i | i \in 1, 2, 3, \dots, n\}$ 及背景类的概率 e_0 , 以上概率满足如下等式:

$$\sum_{i=0}^n e_i = 1 \quad (2)$$

故当前像素点是特征的概率为 $1 - e_0$. 当图像 S 中的所有非边缘像素点都分类完毕时, 利用抑制局部非最大算法保留局部区域中特征概率最大的像素点, 并将量化后的特征概率值赋予该点. 处理效果如图 4 所示. 图 4a 是一张原始 SAR 影像截图. 图 4b 是经 Sketch Token 算法处理后的灰度图像, 其中像素点亮度越高说明其被评估为特征的概率越高, 反之则越低.



a SAR 原始影像 b Sketch Token 算法处理结果(灰度)

图 4 Sketch Token 特征提取结果

Fig.4 Sketch Token feature extract result

3.2 基于特征图灰度直方图及 SVM 算法训练适配性评估模型

利用多子区匹配算法进行景象匹配可获得多张景象匹配对, 对匹配结果进行目视判别, 得到目视判别结果(其中存在一些匹配错误的情况). 利用 Sketch Token 算法对匹配对中的参考图进行特征提取获得一系列对应的 Sketch Token 特征图, 并统计

每张特征图的灰度直方图. 将特征图的灰度直方图数据直接作为特征向量、其对应匹配对的目视判别结果作为类别标签,以此来训练 SVM 分类器. 为了防止过拟合现象,本文采用 10 折交叉验证方法训练

分类器,并将最终训练得到的分类器作为 SAR 参考图区域适配性的评估模型. SAR 影像适配性评估算法的整体流程如图 5 所示.

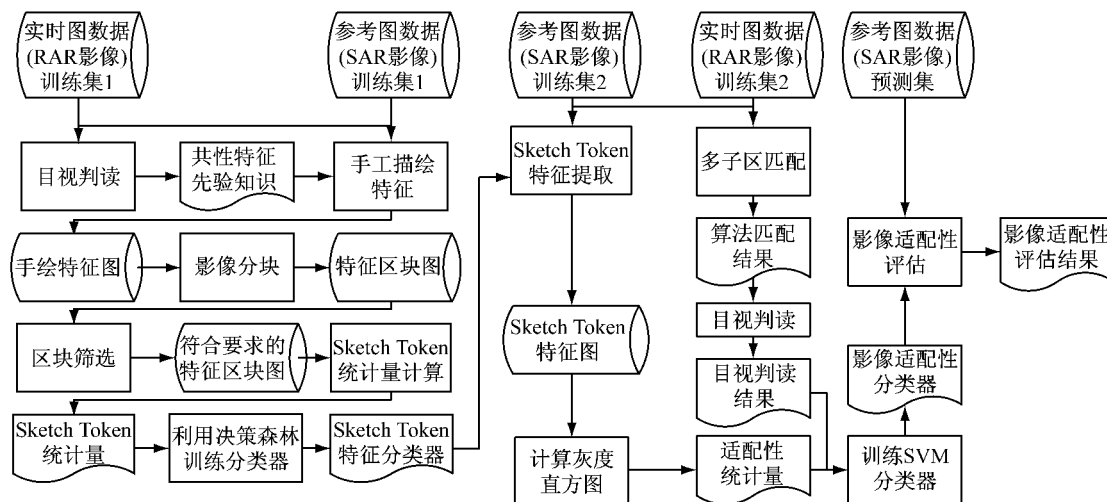


图 5 适配性评估方法的总体流程

Fig.5 Overall flow chart of adaptive assessment method

4 试验与分析

4.1 试验影像数据的获取

将在甘肃某地区 2014 年 4 月获取的 3 种不同地区(城市、沙漠、河流)星载 TerraSAR X 波段影像作为参考图,将 2013 年 10 月获取的低空机载实孔径雷达影像作为实时图,利用多子区匹配算法^[8]进行景象匹配,共获得 2 460 对匹配像对.经目视判读,其中正确匹配对 1 159 对,错误匹配对 1 233 对,无法判断的像对 68 对.将以上数据分为训练样本组和预测(验证)样本组.为了保证适配性分类器的训练效果,训练样本组中需要保证正、负样本数量相同或相近,试验数据的详细情况如表 1 所示.表 2 展示了训练样本组与预测(验证)样本组之间的数据分布情况.

表 1 经多子区算法处理后的目视判读结果

Tab.1 The visual interpretation results based on multi sub-area algorithm

区域	匹配正确	匹配错误	无法判读	匹配对总数
城市	72	17	1	90
河流	18	12	0	30
沙漠	1 069	1 204	67	2 340
总计	1 159	1 233	68	2 460

4.2 基于 SVM 方法与 Sketch Token 特征统计量的影像适配性试验

利用 4.1 节中的训练样本集数据训练 SVM 分

表 2 训练样本组与预测样本组中的数据分布

Tab.2 Data distribution in both train sample and predict sample group

组别	类型	城市	河流	沙漠	总计
训练集	正样本	5	5	800	810
	负样本	5	5	800	810
预测集	正样本	67	13	269	349
	负样本	12	7	404	423

类器. 为了保证 SVM 算法能够对 TerraxSAR X 波段影像的适配性分析产生良好效果, 本文将 RBF (Radial Basis Function Neural Network) 径向基函数作为 SVM 的核函数, 通过 10 折交叉验证选取获得假设空间中的最优 SVM 模型.

对预测集中的所有参考图进行 Sketch Token 特征提取, 统计 Sketch Token 特征图的灰度直方图, 并采用已经训练好的 SVM 分类模型进行分类, 最终结果如表 3 所示. 鉴于目前还没有学者公开发表过与此技术相关的研究成果, 并考虑到异源雷达影像适配性评估问题的难点及复杂性, 利用本文方法对 772 对匹配对进行适配性评估的正确性能超过 70%, 已经达到了实际工程的技术要求, 可用于实际的雷达影像导航定位工作中, 说明了本文所提方法的有效性. 从表 3 的结果中可以看出, 城市区域雷达影像适配性的评估准确性高于其他地物类型区域的影像. 这是因为在城市区域中存在大量的人造地物, 这些人造地物的出现大大增加影像中的综合信息量. 而综合信息量是影像适配性评估的重要指标. 因

此,本文所提方法对城市区域雷达影像适配性的评估正确率高于其他地物区域的雷达影像。

表 3 本文方法适配性分析结果与目视判读结果对比

Tab.3 The compared result between visual interpret and this paper's method

区域	与目视结果 一致/个	与目视结果 不一致/个	有效的目视 判读结果/个	正确率/ %
城市	70	14	84	83.3
河流	21	9	30	70.0
沙漠	1 662	612	2 274	73.1
总计	1 753	635	2 388	73.4

5 结论

异源雷达景象适配性能评估的准确性取决于影像中共性特征的提取与描述效果的好坏。本文以异源雷达影像间共性特征的提取算法为研究重点,提出了一种基于 Sketch Token 中层特征的异源雷达景象适配性评估方法。该算法利用监督学习策略获取训练样本,以此训练 Sketch Token 特征分类器,并以该分类器作为影像中共性特征的描述子对参考图进行特征提取。通过计算 Sketch Token 特征图的灰度直方图,构成特征向量输入到 SVM 分类器中,利用 10 折交叉验证方法训练得到新的针对异源雷达影像的适配性分类模型,并据此评估当前影像区域的适配性。使用不同时相下的 SAR 影像与 RAR 影像作为试验数据。试验结果表明:①Sketch Token 特征提取算法能够有效、稳定地提取异源雷达影像间的共性特征;②本文所提出的适配性评估模型对异源雷达影像间适配性评估具有鲁棒性,其正确率能够达到现在实际工程的技术要求。本文研究的适配性分析方法模型已在实际工程中应用,说明了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 赵锋伟,刘扬,沈振康,等. 景象匹配评估系统中图像特征指标的选择(一)图像统计特征[J]. 红外与激光工程, 2001, 30(4): 265.
ZHAO Fengwei, LIU Yang, Shen Zhenkang, *et al.* Image feature index selecting in scene matching evaluated system(1) The statistical features of image [J]. Infrared and Laser Engineering, 2001, 30(4): 265.
- [2] 沈振康. 地形(地图)匹配系统[M]. 长沙:国防科学技术大学出版社, 1984.
SHEN Zhenkang. Terrain (map) matching system [M]. Changsha: National University of Defence Technology Press, 1984.
- [3] 张绍明,陈鹰,林怡. SAR 图像与光学图像多子区鲁棒匹配算法[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2009, 37(1): 121.
ZHANG Shaoming, CHEN Ying, LIN Yi. Robust algorithm of matching SAR image to optical image using multiple subarea [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2009, 37(1): 121.
- [4] 沈林成,卜彦龙,徐昕,等. 景象匹配辅助组合导航中景象区域适配性研究进展[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 553.
SHEN Lincheng, BO Yanlong, XU Xin, *et al.* Research on matching-area suitability for scene matching aided navigation [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2010, 31(3): 533.
- [5] 张国忠,沈林成,常文森,等. 互相关景象匹配系统的正确匹配概率研究[J]. 宇航学报, 2002, 23(1): 30.
ZHANG Guozhong, SHEN Lincheng, CHANG Wensen, *et al.* Research on acquisition probability of cross correlatoin scene matching systems [J]. Journal of Astronautics, 2002, 23(1): 30.
- [6] 王晓静,徐大新,许高升. 用于信号、图像和景象匹配的特征区域选择方法[J]. 红外与激光工程, 2002, 31(5): 378.
WANG Xiaojing, XU Daxin, XU Gaosheng. Subset selection in signal, image and scene matching [J]. Infrared and Laser Engineering, 2002, 31(5): 378.
- [7] 江标初,陈映鹰. 层次景象匹配区选取准则[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2007, 35(6): 830.
JIANG Biaocho, CHEN Yingying. A rule of selecting scene matching area [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2007, 35(6): 830.
- [8] 杨朝辉,陈映鹰. 基于支持向量机的景象匹配区选择方法[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2009, 37(5): 690.
YANG Zhaohui, CHEN Yingying. Support vector machine for scene matching area selection [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2009, 37(5): 690.
- [9] Lim Joseph J, Zitnick C Lawrence, Dollar Piotr. Sketch tokens: A learned mid-level representation for contour and object detection [C] // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: [s. n.], 2013: 3158-3165.
- [10] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91.
- [11] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, *et al.* SURF: Speeded up robust features[J]. Journal Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346.
- [12] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: [s. n.], 2005: 886-893.
- [13] Carl Doersch, Saurabh Singh, Abhinav Gupta, *et al.* What makes pairs look like pairs[J]. Acm Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 13.
- [14] Engin Tola, Vincent Lepetit, Pascal Fua, *et al.* DAISY: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815.
- [15] Dollar P, Tu Z, Perona P, *et al.* Integral channel features [R]. London: British Machine Vision Conference, 2009.
- [16] Shechtman E, Irani M. Matching local self-similarities across images and videos [C] // International Conference on Computer Vision. Minneapolis: [s. n.], 2007: 1-8.
- [17] Criminisi A, Shotton J, Konukoglu E. Decision forests: A unified framework for classification, regression, density estimation, manifold learning and semi-supervised learning[J]. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2012, 7(2-3): 81.