

改进最大似然遥感影像分类方法 ——以 SAR 影像为例

陈富龙^{1,2}, 王超², 张红²

(1. 中国科学院研究生院, 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院中国遥感卫星地面站, 北京 100086)

摘要: 针对常规最大似然分类算法中类别先验概率获取困难及遥感影像分类问题, 提出了一种有效的改进最大似然遥感影像分类方法。该方法能使用类别样本的统计信息, 实现类别先验概率的自动和最优提取, 从而很好地解决了基于统计监督分类方法中无法直接获取类别先验概率的问题。以 6 景 Radarsat-1 精细模式 SAR 影像数据为例进行的分类实验证明, 该算法分类效果较好, 针对单波段、单极化的 SAR 影像, 其精度可望达到 80%。

关键词: 遥感影像; 改进最大似然; 分类

中图分类号: TP 75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2008)01-0075-04

0 引言

近年来, 高分辨率、全极化及多波段已成为合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 系统的主流发展方向。目前, SAR 空间分辨率已同光学遥感分辨率相当。例如, 机载 SAR 系统及 2007 年发射的 TerraSAR-X 系统, 其空间分辨率都在 1 m 左右。SAR 的全天时、全天候及多极化特性具有光学遥感不可替代的优势。因此, SAR 影像已成为使用遥感技术对地观测的主要数据源之一。

影像分类是遥感应用的主要方向之一。鉴于 SAR 系统斜距成像及固有斑噪的影响, 使 SAR 影像分类存在其技术难点。常用分类方法包括非监督分类与监督分类 2 大类。非监督算法是按照某种相似性准则对样本进行合并或分类, 并不需要有先验知识。传统的非监督分类算法在 SAR 影像分类中存在着分类精度较低, 分类结果比较粗糙等缺点, 例如 K-means 算法、ISODATA 算法等, 故在现实作业中较少采用。监督分类方法需要使用样本信息, 它引入了部分先验知识, 故其分类精度相对于非监督分类算法往往较高, 同时, 算法的稳健性也能得到较大程度地提高。监督分类方法又可分为监督非参数化方法^[1~4]和监督参数化方法^[5~6]。最大似然方法是目前最常用的监督参数化分类方法。该方法性能稳

健, 在获取类别先验概率和类别概率密度函数的前提下, 能获得概率意义上全局最优的分类结果。然而, 针对遥感影像分类问题, 常规最大似然分类方法往往无法直接获取类别的先验概率, 从而影响了该方法的应用。

针对常规最大似然分类方法的不足, 本文提出了一种改进最大似然遥感影像分类算法, 并以 SAR 影像分类为例进行实验, 获得了较好的分类效果。该方法首先使用人工干预方法提取地物分类目标的样本, 然后使用分类目标样本的统计信息, 采用改进最大似然方法实施影像分类。该方法能实现类别先验概率的自动、最优提取, 从而很好地解决了在遥感影像监督分类中无法直接获取类别先验概率的问题。

1 改进最大似然分类方法

这里以 SAR 影像处理为例。需要说明的是, 在使用该方法时, 假设所有 SAR 影像已经过斑噪抑制和辐射标定等预处理。本文采用增强 Frost 方法^[7]对 SAR 影像进行斑噪抑制, 因此 SAR 影像能量分布近似服从高斯分布。若影像能量服从其它分布, 可采用其它的密度分布函数处理。

假设类别 w_i 的 d 维模式 \mathbf{X} 概率密度函数服从正态分布 $[p(\mathbf{X}|w_i) \sim N(\mathbf{u}_i, \mathbf{C}_i), i = 1, \dots, n]$, 则经典的极大似然分类判别函数为^[8]

$$g_i(\mathbf{X}) = -\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \mathbf{u}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1}(\mathbf{X} - \mathbf{u}_i) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_i| + \ln P(w_i) \quad (1)$$

决策方程为
$$g_i(\mathbf{X}) = g_j(\mathbf{X}) \quad (2)$$

即

$$-\frac{1}{2}[(\mathbf{X} - \mathbf{u}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1}(\mathbf{X} - \mathbf{u}_i) - (\mathbf{X} - \mathbf{u}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1}(\mathbf{X} - \mathbf{u}_j)] - \frac{1}{2} \ln \frac{|\mathbf{C}_i|}{|\mathbf{C}_j|} + \ln \frac{P(w_i)}{P(w_j)} = 0 \quad (3)$$

式中, $P(w_i)$ 、 \mathbf{u}_i 、 \mathbf{C}_i 分别为类别 w_i 的先验概率、均值和协方差矩阵。因此,在未获知类别先验概率的条件下,最大似然分类不能进行。在实际情况下,用户常常简单地假设类别先验概率为等概率事件,该假设在很多情况下得不到满足,所以也就得不到理论上的最佳分类效果。本文工作很好地解决了该问题。在获得类别样本对象之后,通过本文算法的训练,能获得理论意义上类别先验概率最优值。此算法不隶属于人工神经网络算法,故在运算效率上也是较优的。

1.1 提取类别样本信息

首先,使用人工干预方法提取高置信度的各类别样本;然后,把提取的各类别样本目标看作一个对象,计算类别样本对象的亮度均值 u_i 和标准差 σ_i^2 。本文仅使用 SAR 图像亮度信息,则矢量矩阵 \mathbf{u}_i 、 \mathbf{C}_i 便退化为变量 u_i 、 σ_i^2 。

1.2 迭代训练类别先验概率

(1) 设定各类别先验概率为等概率,即

$$P(w_1) = P(w_2) = \dots = P(w_i) = \frac{1}{i} \quad (4)$$

(2) 使用最大似然法,依次对类别样本对应的影像数据进行分类处理,记录影像数据隶属各类别的数量 $cov[i][j]$,其中 i 为样本从属的类别号, j 为经由最大似然分类所得的类别号。归一化 $cov[i][j]$,即把 $cov[i][j]$ 除以类别样本 i 包含的所有影像像素个数,则 $cov[i][j] \sim (0,1)$ 。

(3) 先计算正确分类的总值 $T_{correct}$,即

$$T_{correct} = \sum_i^N cov[i][i] \quad (5)$$

式中, N 为类别总数。再计算获取最小正确分类的类别号 m ,即 $\min(cov[i][i])$ 对应的类别号,计算 m 类别对应的最大错分类别号 n ,即 $\max(cov[i][j])$, $j \neq i$ 。为了增大 m 类地物正确分类的可能性,同时抑制该类被错分为 n 类的概率,可通过式(6)修正类别 m 、 n 的先验概率值,即

$$\begin{cases} P(w_m) = P(w_m) + nStep \\ P(w_n) = P(w_n) - nStep \end{cases} \quad (6)$$

式中, $nStep$ 为先验概率修正的步长值。

(4) 运算步骤(2)和(3),获取新的正确分类总值 $T_{correct}^{new}$ 。

首先,判断整个流程是否收敛,即

$$T_{correct}^{new} - T_{correct}^{old} \rightarrow 0 \quad (7)$$

若满足式(7),则整个流程运算结束。反之,判断迭代运算是否发生“摆钟”现象,即本次迭代运算获取的 $T_{correct}^{new}$ 值是否等于 $T_{correct}^{old}$ 对应的上次迭代运算值 $T_{correct}^{o-old}$,若条件成立,则迭代结束,反之判断

$$T_{correct}^{new} - T_{correct}^{old} > nRelax \quad (8)$$

是否成立, $nRelax$ 为松弛因子。

若式(8)成立,则迭代运算步骤(2)~(4)。

否则,首先回退处理类别 m 、 n 的先验概率值,即

$$\begin{cases} P(w_m) = P(w_m) - nStep \\ P(w_n) = P(w_n) + nStep \end{cases} \quad (9)$$

再按像素被错分的数值大小,依次计算 m 类别对应的错分类别号 n ,并按式(6)修正类别先验概率值,接着,迭代运算步骤(2)~(4)。

若遍历了 m 类别对应的所有错分类别,还是无类别号满足式(8),则只能折衷选择最大错分类别号,即 $\max(cov[i][j])$, $j \neq i$,并按式(6)修正类别 m 、 n 的先验概率值;然后,迭代运算步骤(2)、(3),再迭代步骤(2)~(4)。由于在上述迭代运算中,我们引入了修正、回退和“摆钟”测试处理,因此,本算法将获取统计意义上近似最优的类别先验概率值。

1.3 改进最大似然分类

根据 1.2 节所得的类别样本先验概率,使用最大似然方法对原始分辨率 SAR 影像进行分类,可得理论上最佳分类效果。通常情况下,通过分类器直接获取的分类图存在小斑点现象,这需要利用分类后处理方法进一步处理。本文使用的分类后处理方法为基于数学形态学的平滑滤波方法。

2 实验数据描述

本文实验数据为 Radarsat-1 精细模式,数据空间分辨率为 6.25 m × 6.25 m。实验区(插页彩片 37)地势平坦,包括北京市、通县及廊坊等市区;永定河南北贯穿整个影像。本文使用的实验数据如表 1 所示。

表 1 实验数据

成像时间	条带号	行编号	数据产品类型
2000-05-23 10:17	326	184	SLC
2000-01-07 10:13	325	184	SGF
2000-06-16 10:17	326	184	SLC
2000-10-14 10:17	326	184	SGF
2001-06-18 10:12	325	184	SLC
2001-12-24 22:13	147	658	SGF

3 实验及讨论

本研究对上述 6 景 Radarsat - 1 数据进行了分类实验处理。鉴于篇幅限制,这里仅以 2000 年 5 月 23 日 10:17 接收成像的影像为例。该影像为 SLC 产品,大小为 7 555 像元 × 11 395 像元,分辨率为 6.25 m × 6.25 m(插页彩片 37)。由于可供使用的 SAR 影像信息有限(Radarsat - 1 数据为单波段、单极化成像模式),故本文实验只将地物分成人工目标、水体和绿地 3 大类。

首先,我们使用人工干预的方法,在影像上较为均匀地选取人工目标、水体和绿地样本,并把样本目标分为 2 组: 第一组类别样本用于训练样本先验概率和改进最大似然分类,第二组类别样本作为验证数据用于分类精度定量评;

然后,使用等先验概率最大似然分类方法进行影像分类,获取分类图如插页彩片 38 所示;

接着,使用本文提出的改进最大似然分类方法,对影像进行分类。在样本先验概率训练过程中,参与迭代的类别初始先验概率为等概率 0.333,修正步长 $nStep = 0.05$, $nRelax = 0.01$ 。经过 26 次迭代计算收敛,获取最佳类别先验概率,其中人工目标为 0.283,水体为 0.153,绿地为 0.563;

最后,使用改进最大似然分类及数学形态学分类进行后处理,获取的分类效果图如插页彩片 39 所示。为了定量分析本文方法的有效性,我们使用混淆矩阵对等先验概率最大似然方法和本文方法的分类精度进行了对照,如表 2、3 所示。

表 2 等先验概率最大似然分类方法与混淆矩阵

分类	地面真实数据/像素				分类	地面真实数据/百分比			
	人工目标	水体	绿地	总数		人工目标	水体	绿地	生产精度
人工目标	7 663	563	1 416	9 642	人工目标	0.344	0.051	0.068	0.795
水体	846	9 865	10 430	20 141	水体	0.038	0.893	0.501	0.490
绿地	13 767	619	8 973	23 359	绿地	0.618	0.056	0.431	0.384
总数	22 276	11 047	20 819	53 142	用户精度	0.344	0.893	0.431	
分类总精度:	49.9%								

表 3 本文分类方法混淆矩阵

分类	地面真实数据/像素				分类	地面真实数据/百分比			
	人工目标	水体	绿地	总数		人工目标	水体	绿地	生产精度
人工目标	17 464	309	1 853	19 626	人工目标	0.784	0.028	0.089	0.890
水体	713	8 352	2 977	12 042	水体	0.032	0.756	0.143	0.694
绿地	4 099	2 386	15 989	22 474	绿地	0.184	0.216	0.768	0.711
总数	22 276	11 047	20 819	53 142	用户精度	0.784	0.756	0.768	
分类总精度:	78.7%								

从插页彩片 39 的总体视觉效果及表 2、3 混淆矩阵各项分类指标可以看出,使用本文提出的改进最大似然算法对单波段、单极化 SAR 数据进行分类,能得到较好的分类效果。以验证类别样本作为标准数据进行分类精度评价,使用本文方法获取的人工目标、水体、绿地的生产精度分别为 89.0%、69.4% 和 71.1%,用户精度分别为 78.4%、75.6% 和 76.8%,总

体正确分类精度平均为 78.7%,即可望达到 80%,优于等先验概率最大似然分类方法 28.8%。

4 结论

(1) 本文提出的改进最大似然遥感影像分类方法能使用类别样本的统计信息,实现类别先验概率

的自动和最优提取,很好地解决了常规最大似然监督分类方法无法直接获取类别先验概率的问题。针对单波段、单极化 SAR 影像,本文算法分类精度可望达到 80%。

(2)结合 SAR 全天时、全天候的特性,本算法可为我国常年多云多雨地区土地利用分类及其动态监测提供技术方案和较为精确的土地覆盖一级大类的分类图。

(3)随着 SAR 技术朝着多波段、多极化方向发展,本文算法可利用的 SAR 影像特征信息也将逐步增加,这为本文算法在 SAR 影像应用中分类精度的进一步提高提供了可能。利用多波段、多极化及高分辨率 SAR 影像实现影像改进最大似然分类是我们今后的工作方向。

参考文献:

[1] 朱俊杰,郭华东,范湘涛,等. 单波段、单极化高分辨率 SAR 图像纹理分类研究[J]. 国土资源遥感, 2005, (2):36 - 39.

[2] 付 琨,孙真真,吴一戎. 基于 Beta - prime 统计模型和 QGD 分类器的 SAR 图像地物分类方法[J]. 电子学报,2003,31(12): 2163 - 2166.
[3] 孙真真,付 琨, 吴一戎. 基于混和双隐层径向基函数网络的高分辨率 SAR 图像地物分类算法[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 2040 - 2044.
[4] 陈劲松, 邵 云, 李 震. 基于目标分解理论的全极化 SAR 图像神经网络分类方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 9(5):552 - 556.
[5] 梁 怡, 周成虎, 马江洪, 等. 遥感图像最大似然分类方法的 EM 改进算法[J]. 测绘学报,2002,31(3):234 - 239.
[6] 刘良云, 王纪华, 赵春江, 等. 基于地物空间信息的浮动先验概率最大似然分类研究[J]. 遥感学报,2006,10(2):227 - 235.
[7] Frost V S, Stiles J A. A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1982, 42(2):157 - 166.
[8] 边肇琪, 张学工. 模式识别(第二版)[M]. 北京: 清华大学出版社,1999.

REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION BASED ON AN IMPROVED MAXIMUM - LIKELIHOOD METHOD: WITH SAR IMAGES AS AN EXAMPLE

CHEN Fu - long^{1,2}, WANG Chao², ZHANG Hong²

(1. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, State Key Laboratory of Remote Sensing Science of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing 100101, China; 2. China Remote Sensing Satellite Ground Station, CAS, Beijing 100086, China)

Abstract: Aimed at tackling the difficulty of achieving the prior probabilities of class samples in using the traditional Maximum - Likelihood (ML) and solving the problem of remote sensing image classification, the authors put forward a novel and improved ML method. This method can automatically obtain the optimal prior probability of class samples, thus overcoming the main defect in the traditional ML method. In the experiments the authors used six scenes of Radarsat - 1 fine mode SAR images, and the results demonstrate that good classification can be achieved by using the method proposed in this paper. In the case of single - band and single - polarization SAR data, the classification precision can be expected to reach 80%.

Key words: Remote sensing image; Improved maximum likelihood; Classification

第一作者简介: 陈富龙(1980 -),男,2003年毕业于武汉大学遥感信息工程学院,获摄影测量与遥感专业学士学位,现于中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室攻读博士学位,主要从事 SAR 影像自动配准、SAR 影像分类及土地利用遥感动态监测研究工作。

(责任编辑:刁淑娟)

《国土资源遥感》荣获首届“优秀测绘期刊奖”一等奖

《国土资源遥感》荣获首届“优秀测绘期刊奖”一等奖,证书编号为 2007 - 4 - 1 - 7。这是 2007 年 2 月我刊继“中国科学引文数据库(CSCD)核心库”收录后的又一殊荣。

(本刊编辑部)