

基于 Gabor-Krawtchouk 矩的支持向量机的分类算法

万水龙^{1,2}, 罗国成^{1,2}, 余彪^{1,2}, 吉场¹

(1.中国人民解放军 91960 部队, 广东 汕头 515074;

2.南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 提出了一种基于 Gabor 变换、Krawtchouk 矩和支持向量机的海面溢油 SAR 图像分类方法。首先对图像进行 Gabor 滤波, 获得不同方向的特征参数, 然后提取图像的 Krawtchouk 矩不变量作为图像的形状特征, 最后利用支持向量机进行分类。通过对实验分类结果的定量分析可知, 该方法可以获得精度比最小分类模型方法以及最大似然分布模型方法高的分类结果。

关键词: 图像分类; Gabor 变换; Krawtchouk 矩; 支持向量机

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2014)03-0044-03

Support vector machine algorithm based on Gabor-Krawtchouk moment

Wan Shuilong^{1,2}, Luo Guocheng^{1,2}, Yu Biao^{1,2}, Ji Yang¹

(1.NO.91960 Force of PLA, Shantou 515074, China;

2.College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An oil spill image classification method based on Gabor transformation, Krawtchouk moment and support vector machine is put forward. First of all, it extracts the characteristic parameters in different directions of the image after the Gabor filter. The Krawtchouk moment invariant is used to describe the shape feature of the image. Finally making classification of the feature vector based on SVM. Through the quantitative analysis of the results, the proposed method can gain high accuracy contrast to the minimum classification model method and the maximum likelihood distribution model method.

Key words: image classification; Gabor transform; Krawtchouk moment; support vector machine

海上溢油污染是各种人为海洋污染中发生频率较高、分布面积较广及危害程度较严重的一种。而如何对海面溢油 SAR 图像中的物质进行准确分类就显得尤为重要。马来西亚的 Mansor 等^[1]以 SAR 图像为数据源, 建立了 SAR 溢油探测技术流程和分类算法。SOLBERG A H S 等^[2]给出了一个可对油膜概率较大的目标直接进行自动检测的半自动探测分类器。Fiscella 等^[3]使用预处理工具从 SAR 影像中提取像素目标, 根据统计标准对其进行分类。由于油膜、类油膜和海水具有不同的纹理特征, 因此在 SAR 图像信息提取中广泛应用纹理分析的方法^[4]。一般来说, 非油膜具有分散、高度破碎的纹理, 而海水和油膜具有平滑、细腻而不破碎的纹理。可依据这一判别准则, 对溢油 SAR 图像进行分类, 从而提高分类精度。将油膜和类油膜区分开是溢油监测的一个非常重要的问题^[5-8]。

Gabor 变换是频域分析方法之一, 是一种强大的纹理分析工具。Krawtchouk 矩是一种离散正交矩并且应用于图像处理等领域, 其不变量具有良好的平移、旋转和尺度不变性, 用于提取图像的形状特征具有独特的优势。支持向量机(SVM)是以有限样本为研究对象并与机器学习结合而发展起来的一种新的模式识别的方法, 也是一种监督分类方法。无论是线性可分的情况还是线性不可分的情况, SVM 都是将其转换为一个典型的二次规划问题进行求解, 因此 SVM 的解是全局唯一的最优解。本文结合 Gabor 变换、Krawtchouk 矩和支持向量机的各自优点, 提出了一种基于三者的海面溢油 SAR 图像分类方法。

1 基于 Gabor 滤波器的纹理分析理论

1.1 二维 Gabor 滤波器设计

二维 Gabor 滤波器是以二维 Gabor 函数作为基函

数,二维Gabor滤波器是一种线性滤波器,且可以看作是一种小波滤波器,可以表示为Gabor函数和复正弦波函数的乘积,空间域表达式为:

$$\varphi(x, y, \theta, \lambda) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \times \exp\left\{\frac{2\pi x'}{\lambda}i\right\} \quad (1)$$

其中, $x' = x\cos\theta + y\sin\theta$, $y' = -x\sin\theta + y\cos\theta$ 。 θ 和 λ 分别为正弦波的方向和波长。 σ_x 、 σ_y 为高斯包络在 x 和 y 方向上的标准差。利用Gabor滤波器对图像进行滤波就是将图像函数和 $\varphi(x, y, \theta, \lambda)$ 作卷积,得到响应值 R ,即:

$$R(x, y, \theta, \lambda) = \langle \varphi(x, y, \theta, \lambda), f \rangle = \varphi(x, y, \theta, \lambda) * f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(x-x', y-y', \theta, \lambda) \cdot f(x', y') dx' dy' \quad (2)$$

Gabor滤波器的参数有极向中心频率 f 、方向角 θ 及由 σ 决定的高斯包络大小等,改变这些参数即可得到不同的滤波器。使用该Gabor滤波器对二维信号在不同方向和尺度上进行滤波,得到的信息可以全面反映出该信号的频率空间特性。将二维图像信号与二维Gabor函数求卷积,若只取Gabor函数的实部与图像求卷积则为实Gabor滤波,只取虚部与图像求卷积则为虚Gabor滤波。本文采用12方向的实环形Gabor滤波器对海面溢油图像进行滤波。由于Gabor滤波器在频域具有共轭对称性,因此只需在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 内选择方向参数,即方向角 θ 分别为 0° 、 30° 、 60° 、 90° 、 120° 、 150° 和 180° 。

1.2 海面溢油图像Gabor特征提取

本文采用6个不同方向滤波器组成的环形Gabor滤波器对海面溢油SAR图像进行滤波,每个方向上滤波结果记为 $I_k(x, y)$, $k=1, 2, 3, 4, 5, 6$ 。定义式(3)的“能量”作为溢油SAR图像的特征参数:

$$E_k(x, y) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{(i,j) \in \Omega} I_k^2(i, j) \quad (3)$$

其中, Ω 为中心像素点 (x, y) , $(2n+1) \times (2n+1)$ 大小的窗口, I_k 为Gabor滤波后的不同方向的变换系数矩阵, $E_k(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 处的特征值。

对于大小为 $M \times N$ 的图像,在图像上连续平移窗口进行滤波,消除边缘效应,即可得到其 $(M-2n) \times (N-2n)$ 个中心像素点的特征参数。不同方向滤波后的特征参数即可构成该像素点的特征向量,记为:

$$T(x, y) = [E_1(x, y) E_2(x, y) E_3(x, y) E_4(x, y) E_5(x, y) E_6(x, y)] \quad (4)$$

2 支持向量机

最初的SVM是在线性可分样本中求取最优分类面,以图1说明其基本思想。图中,实心点和空心点各表示一类样本, H 为分类超平面, H_1 、 H_2 是平行于 H 的直线,并且分别穿过各类中离 H 最近的样本,它们之间的距离称为分类间隔。最优分类超平面 H 即能满足正确分开两类,且能使分类间隔最大这两个条件。一般采用 $x \cdot w + b = 0$ 来表示分类超平面方程,其中, w 是方向向量, b

表示偏置, (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, n$, $x \in R^d$, $y \in \{+1, -1\}$ 。对分类超平面方程进行归一化,使得对线性可分的样本集,可满足:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

此时分类间隔等于 $2/\|w\|$,因此使得间隔最大即可等价于使得 $\|w\|^2$ 最小,当满足间隔最大且同时可以满足式(5)时,即可得到最优分类超平面,支持向量即为被 H_1 、 H_2 穿越的训练样本点。

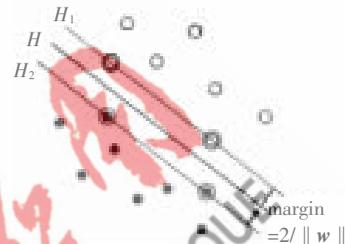


图1 线性可分样本中的最优分类超平面

推广到 N 维,假设样本分散在半径为 R 的一个超球中,则在 $\|w\| \leq A$ 的情况下,正则超平面构成形如 $f(x, w, b) = \text{sgn}\{(w \cdot x) + b\}$ 的指示函数集,其 h 满足:

$$h \leq \min([R^2 A^2], N) + 1 \quad (6)$$

因此使不等式右边最小化即可使得 $\|w\|^2$ 最小。根据Lagrange优化方法将上面的问题转化为对偶问题,也就是在式(7)的约束下求使得式(8)取得最大的 α_i 的值:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \alpha_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (7)$$

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (8)$$

其中, α_i 是Lagrange乘子,且与样本存在一一对应的关系。在此二次函数寻优问题中,在不等式的约束下有唯一的解,并且解中只有少部分 α_i 不为零,其对应的样本即为支持向量。最终可以得到最优分类函数的解:

$$f(x) = \text{sgn}\{(w \cdot x) + b\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \quad (9)$$

其中, b^* 表示分类阈值,可以用任意一个支持向量求得,或者也可以取两类中的一对SVM的中值得到。

若样本集为线性不可分时,可以在式(5)中增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$,即:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (10)$$

并将目标改为求:

$$\min(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (11)$$

即考虑最大分类间隔和最少错分样本的折衷,就可得到广义最优分类面。其中, C 为大于零的常数,它可控制对错分样本的惩罚程度。对于广义最优分类面的对偶问题,可以类似参考线性可分情况,只是将式(7)改变为:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

3 实验结果及分析

本文选择油膜、类油膜和海水 3 类物质作为研究对象。每一类随机选取 100 个样本,分别采用最小距离分类方法、最大似然分类方法以及本文方法来判别各样本所属类别。采用总体分类精度和用户精度来对实验结果进行评价。其中,总体分类精度用来表示分类结果与对应区域的实际所属类别相一致的概率;用户精度表示任意随机样本所属的类型与实际类型相同的条件概率,它反映了分类结果的可靠性。检验结果如表 1~表 3 所示。

表 1 最小距离分类模型方法检验结果

类别	油膜	海水	类油膜	总数	用户精度
油膜	86	0	0	86	86/86=100%
海水	0	92	13	105	92/105=87.62%
类油膜	14	8	87	109	87/109=79.82%
总数	100	100	100	300	
过程精度 86/100=86% 92/100=92% 87/100=87%					总精度为: 265/300=88.33%

表 2 最大似然分类模型方法检验结果

类别	油膜	海水	类油膜	总数	用户精度
油膜	81	0	0	81	81/81=100%
海水	3	96	10	109	96/109=88.07%
类油膜	16	4	90	106	90/106=84.91%
总数	100	100	100	300	
过程精度 81/100=81% 96/100=96% 90/100=90%					总精度为: 267/300=89%

表 3 本文方法检验结果

类别	油膜	海水	类油膜	总数	用户精度
油膜	98	0	0	98	98/98=100%
海水	0	97	7	104	97/104=93.27%
类油膜	2	3	93	98	93/98=94.90%
总数	100	100	100	300	
过程精度 98/100=98% 97/100=97% 93/100=93%					总精度为: 288/300=96%

从以上 3 个表可以得出 3 种不同分类方法的总体精度、油膜的过程精度和类油膜的过程精度,详细情况如表 4 所示。

本文中 最小距离分类、最大似然分类方法和基于 Gabor、Krawchouk 矩以及支持向量机的方法均采用相同的试验样本。但从表 4 明显可以看出,本文所提方法无

表 4 3 种分类方法的分类精度总结对比

分类方法	总体精度/%	油膜过程精度/%	类油膜过程精度/%
最小距离分类	88.33	86	87
最大似然分类	89	81	90
本文分类方法	96	98	93

论是在总体精度,还是过程精度上,均优于前两种方法,虽然算法时间略长,但在可接受范围内,因此,本文所提方法是一种有效的海面溢油 SAR 图像分类方法。

针对国内对海面溢油 SAR 图像分类研究还很少以及现有研究的缺点,本文结合 Gabor 变换、Krawtchouk 矩和支持向量机的各自优点,提出了一种基于三者的海面溢油 SAR 图像分类方法。首先对海面溢油 SAR 图像进行 Gabor 变换,得出不同方向滤波所得的特征参数;然后进行 Krawtchouk 矩不变量的提取,提取出图像的形状特征;最后利用支持向量机对提取的特征进行分类。实验结果证实,该方法可以获得比最小距离分类方法以及最大似然分类方法更高精度的分类结果。

参考文献

- [1] 朱立松. 应用纹理分析和神经网络方法分类海上 SAR 溢油图像[D].大连:大连海事大学,2005.
- [2] SOLBERG A H S, SOLBERG R. A large-scale evaluation of features for automatic detection of oil spill in ERS SAR images [C]. Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGASS), 1996(3):1484-1486.
- [3] 李琼.SAR 图像海面油膜提取与分类研究[D].北京:中国地质大学(北京),2011.
- [4] 薛浩洁.SAR 图像海洋表面油膜检测方法研究 [D].北京:中国科学院研究生院电子学研究所,2004.
- [5] 原君娜,邵芸,田维,等.利用 SAR 图像识别海面油膜的方法介绍[J].遥感技术与应用,2010(1):97-101.
- [6] 陆应诚,田庆久,宋鹏飞,等.海面油膜高光谱遥感信息提取[J].遥感学报,2009(4):686-695.
- [7] 付玉慧,李栖筠,张宝茹.海洋溢油光谱分析与卫星信息提取[J].遥感学报,2008(6):1010-1016.
- [8] 李丹.基于模糊理论的 SAR 图像海面油膜识别方法研究[D].青岛:中国海洋大学,2009.

(收稿日期:2013-08-09)

作者简介:

万水龙,男,1986 年生,硕士,主要研究方向:图像处理与模式识别。

罗国成,男,1985 年生,硕士,主要研究方向:图像处理及应用。