

# 基于决策树 SVM 分类器的感兴趣区域定位方法

尹叶飞, 吴秀清

(中国科技大学电子工程与信息科学系, 安徽 合肥 230027)

**摘要:** 感兴趣区域定位是提取目标特征, 进行目标识别与跟踪等后续处理的重要基础。由于大尺寸遥感图像的光谱特性和目标形状均很复杂, 通常采用的基于光谱特征的分割方法和基于边缘的区域生长技术不合适, 从模式分类角度考虑遥感图像中感兴趣区域快速定位问题, 提出一种基于决策二叉树支持向量机的纹理分类方法, 将分类器分布在各个结点上, 构成了多类支持向量机, 减少了分类器数量和重复训练样本的数量。在 SPOT 图像上的实验结果表明, 该方法实现感兴趣区域的快速定位有较高的分类正确率。

**关键词:** 感兴趣区域; 决策二叉树; 支持向量机; 纹理分析; 图像分类

**中图分类号:** TP75    **文献标识码:** A

## An Approach for ROI Fast Detection Based on Decision Tree SVM Classifier

Y N Ye - fei, W U X iu - qing

(Department of Electronic Engineering & Information Science, USTG, Hefei Anhui 230027, China)

**ABSTRACT:** Detecting regions of interest (ROIs) is the base step for object's feature extraction, identification and tracking. The segmentation algorithms based on optical characteristics and the region growing method based on edges are not suitable because optical characteristics and object's shape are complex in remote sensing imagery with big size. So a texture classification method based on support vector machines (SVM)s decision binary tree is proposed. This method distributes classifier to each nodes which constitutes multi-class SVM. It can reduce the number of SVM classifier and duplicate training samples. Furthermore, the experiments are done on SPOT scenes. The results show that this method is adaptable, has high accuracy and speed.

**KEYWORDS:** ROI; Decision-binary tree; Support vector machine (SVM); Texture analysis; Image classification

### 1 引言

定位感兴趣区域是提取目标特征, 进行目标识别与跟踪等后续处理的基础。随着成像技术的发展, 可获得的遥感图像的空间分辨率不断提高, 图像尺寸的增大给定位感兴趣区域带来很大困难。目前感兴趣区域提取方法的研究集中在基于光谱特征的分割方法<sup>[1]</sup>和基于边缘的区域生长技术<sup>[2]</sup>上, 这两种方法在大尺寸遥感图像中定位感兴趣区域不合适, 主要原因如下: 1) 由于图像的特征 (如光谱特征、噪声和感兴趣区域等) 的不确定性, 分割参数很难确定; 2) 大尺寸遥感图像中目标多, 且形状多样, 很难区分感兴趣区域的边界, 就更不能进一步进行区域生长了。Shan Yu 提出结合电子地图和区域生长技术得到感兴趣区域的方法<sup>[3]</sup>, 但这种方法过分依赖先验信息。本文从模式分类角度考虑遥感图像中感兴趣区域定位问题, 提出一种基于支持向量机 (SVM) 的纹理分类方法。

SVM 是近年发展起来的、性能优越的分类算法, 可以替代多层感知机、RBF 神经网络和多项式神经网络等学习算法, 适合小样本情况<sup>[4]</sup>, SVM 在一些实际问题 (如文本分类、人脸检测、基于内容的图像分类等) 中也得到了广泛应用。

本文通过用决策二叉树构造分类网络, 使用分类的方法定位感兴趣区域。首先在二叉树各节点处根据图像纹理特征构造学习样本集和 SVM 子分类器, 构造决策二叉树分类器; 然后对灰度共生矩阵纹理特征, 频率域纹理特征, 以及分形维数三类纹理特征进行比较, 采用顺序前向选择 (Sequential Forward Selection, SFS) 的方法提取子优特征集合, 作为 SVM 的输入向量, 有效的降低了输入向量的维数, 提高了分类效率。试验表明, 此方法有较高的效率和分类识别率, 与基于光谱特征的分割方法<sup>[1]</sup>和基于边缘的区域生长技术<sup>[2]</sup>相比, 子类分类的方法训练速度快, 并且具有较高的分类准确率。

### 2 SVM 原理

SVM 方法于 20 世纪 90 年代初由 V. Vapnik 提出。该方

法是建立在统计学习理论的结构风险最小 (Structural Risk Minimization, SRM) 原则基础上。

假设训练数据

$$(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l), x \in R^n, y \in \{1, -1\}$$

可被一超平面  $(w \cdot x) - b = 0$  没有错误地分开, 令该超平面满足:

$$y_i[(w \cdot x_i) - b] \geq 1, i = 1, \dots, l \quad (1)$$

如果样本数据位于一个半径为  $R$  的超球中, 则由统计学习理论中的定理<sup>[3]</sup>可知, 此类分类器的 VC 维  $h$  以下式为界:

$$h \leq m \ln \left[ \left[ \frac{R^2}{\Delta^2}, n \right] + 1 \right] \quad (2)$$

结合 SRM 原则, 可以得到目标为在满足约束 (1) 的条件下, 最小化泛函:

$$F(w) = \frac{1}{2}(w \cdot w) \quad (3)$$

在线性不可分情况下目标为构造软间隔最优超平面, 即加入非负松弛量  $\xi_i$ , 令超平面满足:

$$y_i[(w \cdot x_i) - b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, l$$

最小化泛函:

$$F(w, \xi) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + C \left( \sum_{i=1}^l \xi_i \right) \quad (4)$$

对于非线性情况, 通过核函数将其转化为高维变换空间中的线性问题求解。如果核函数  $k(x, y)$  满足 Mercer 条件, 它就对应于某一变换空间的内积运算。得到目标泛函为:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \quad (5)$$

得到的分类器函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{\text{支持向量}} y_i \alpha_i k(x, x_i) - b \right) \quad (6)$$

其中, 支持向量为不等于 0 的  $\alpha_i$  所对应的训练样本。

SVM 常用的核函数有多项式核、径向基核、Sigmoid 核、线性核。因径向基 RBF (Radial Basis Function) 核函数具有良好的分类特性<sup>[4]</sup>, 实验中采用 RBF 核如下:

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2) \quad (7)$$

### 3 基于决策二叉树的 SVM 分类器

决策树着眼于从一组无次序、无规则的事例中推理出决策树表示形式的分类规则。基于 SVM 的决策树分类方法是: 将分类任务分割为一系列的二值分类问题, 通过样本学习和 SVM 子分类器构建二叉树。

#### 3.1 多级分类器的构造

根据上述定义, 将分类任务分割为一系列的二值分类问题, 对应的决策树类型为二叉树, 二叉树每一个结点将一个多类混合的子集分为两种情况: 一种为两个小一点的多类混

合子集 (内部结点), 另一种为一个单类 (叶子结点)。二叉树的根结点为所有的样本, 内部结点可以继续再分, 对应的为一级一级的分类器, 叶子结点无法再分, 对应的为单个类别。N 分类问题 ( $N > 2$ ) 对应应有  $N - 1$  个分类器。分类器的结构如图 1 所示。

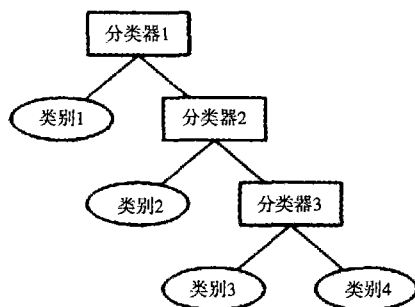


图 1 基于决策二叉树的多级分类器模型

确定了多级分类器的系统结构之后, 关键的问题就是子节点 SVM - i 的构造, 需要解决如下几个方面的问题: SVM 的输入矢量; SVM 的核函数及其参数; SVM 的训练算法等。

#### 3.2 SVM 的核函数及其参数:

SVM 分类器的核函数采用如式 (7) 所示的 RBF 核函数, 参数  $\gamma$  取值为  $0 \sim 1$  之间,  $\gamma$  越大, 其分类性能越强, 但分类时间相应长。综合分类效率和准确率,  $\gamma$  取值 0.5。

#### 3.3 SFS 方法的特征优选

本文选用纹理特征作为 SVM - i 的输入矢量, 实验中首先抽取 18 个纹理特征, 包括 12 个基于 GLCM 的纹理特征, 5 个频率域纹理特征, 以及 1 个分形维数。

##### ① GLCM 纹理特征

灰度共生矩阵 GLCM 是基于统计的, 用条件概率来反映纹理。本文分析的 12 种纹理特征<sup>[5]</sup>, 分别是: 角二阶矩, 反差, 相关, 熵, 方差, 反差分矩, 差的均值, 差的方差, 差的熵, 和的均值, 和的方差, 和的熵。

##### ② 频率域纹理特征

先对图像进行傅立叶变换, 设  $F(u, v)$  为频率域幅度, 然后计算如下特征: 纹理能量、方向性、粗细度、方向分散度、频率分散度。

##### ③ 分形特征

对于自相关无规则图像的纹理分析, 采用分形方法是一种有效的解决途径。通常采用差分盒维法和分形布朗运动模型计算分形维数。分形布朗运动模型方法<sup>[6]</sup>通过不同距离点对的平均绝对差来构造标准化分形布朗运动矢量。

为减少 18 种纹理特征的冗余, 提高运算速度, 采用 SFS 方法提取子优特征集合<sup>[6]</sup>。SFS 方法首先选出最好的单个特征; 然后一次选择一个特征加入到已选的特征子集中, 如果该新的组合能提高识别正确率则更新原来特征子集, 否则特征子集不变。

通过测试样本的实验, 对上述纹理特征的分类性能进行了分析, 实验结果见表 1~表 4 其中, 表 1 是用 12 个 GLCM

纹理特征的分类结果,表 2是用 5 个频率域纹理特征的分类结果,表 3是用分形特征的分类结果。

表 1 选用 12 个 GLCM 纹理特征的分类结果

	正例 ( SV / 样本数 )	反例 ( SV / 样本数 )	训练时 间 ( s )	测试样 本数	检测时 间 ( s )	分类 正确率
SVM - 1	325 /2925	388 /3150	51.78	2401	1.88	0.992
SVM - 2	354 /2798	335 /3150	7.63	2401	2.05	0.996
SVM - 3	228 /2128	409 /3150	20.61	2401	2.547	0.990

表 2 选用 5 个频率域纹理特征的分类结果

	正例 ( SV / 样本数 )	反例 ( SV / 样本数 )	训练时 间 ( s )	测试样 本数	检测时 间 ( s )	分类 正确率
SVM - 1	0 /2925	0 /3150	0.109	2401	0.100	0.000
SVM - 2	2491 /2798	3057 /3150	2055.55	2401	107.42	0.256
SVM - 3	2056 /2128	3006 /3150	571.72	2401	98.50	0.177

表 3 选用分形特征实验结果

	正例 ( SV / 样本数 )	反例 ( SV / 样本数 )	训练时 间 ( s )	测试样 本数	检测时 间 ( s )	分类 正确率
SVM - 1	1895 /2925	1892 /3150	104.20	2401	6.05	0.560
SVM - 2	2080 /2798	2073 /3150	954.10	2401	6.03	0.603
SVM - 3	1994 /2128	1994 /3150	172.30	2401	6.94	0.425

由表 1到表 3 可以看出,用频率域纹理特征进行分类效果最差,其 SV 数目接近样本数,平均分类正确率小于 0.2 而用分形特征分类有一定的正确率,但性能远远低于 GLCM 纹理特征。

使用 SFS方法从 GLCM 12个纹理特征得到的特征集由以下 4 个 GLCM 纹理特征组成:

① 角二阶矩:

$$ASM = \sum_i \sum_j [P(i,j)]^2 \tag{8}$$

② 熵:

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i,j) \log P(i,j) \tag{9}$$

③ 均值:

$$MEA = \sum_i \sum_j P(i,j) (Ng \times Ng) \tag{10}$$

④ 方差:

$$VAR = \sum_i \sum_j (i - MEA)^2 P(i,j) \tag{11}$$

这样 SVM - i的输入数据就是这 4 个纹理特征组成的 4 维向量。

表 4 SVM - i ( i = 1, 2, 3 ) 特征优选的分类结果

	正例 ( SV / 样本数 )	反例 ( SV / 样本数 )	训练时 间 ( s )	测试样 本数	检测时 间 ( s )	分类 正确率
SVM - 1	34 /10933	28 /11774	1.67	2401	0.42	1.000
SVM - 2	68 /10430	63 /11774	3.25	2401	0.47	0.999
SVM - 3	91 /7888	73 /11774	4.66	2401	0.39	1.000

从表 4可以得出 SVM - i ( i = 1, 2, 3 ) 的训练时间共为 9.58s,检测时间共为 1.28s,分类的平均正确率为 0.999 这三项指标均优于优选前。

从表 1到表 4可以看出,用 SFS方法得到的特征(角二阶矩、熵、均值、方差)进行分类,支持向量数目少,训练和检测速度很快,分类正确率高,其性能明显优于其它特征组合。

4 实验结果及性能分析

4.1 训练样本

本文中 将城市作为感兴趣区域,非感兴趣区域分为水域、山区和云三类,分别构造三个子类和“感兴趣区域”类的 SVM 分类器。分别对 3 个 SVM 进行训练。训练的样本为 32 × 32 的图像片,通过计算样本图像的角二阶矩、熵、均值、方差,输入 SVM 进行训练。

实验所用的训练样本和检测样本不重叠,图 2 是已经抽样到 15m 分辨率的部分样本图像。

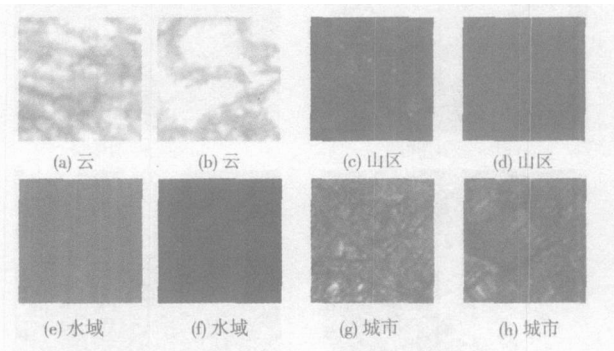


图 2 部分训练样本图像

4.2 实验流程

首先对遥感图像进行预处理,包括均值抽样降低分辨率(降至 15m),色阶处理(将原 256 色阶量化到 16 色阶),以及用移动窗口 ( 32 × 32 ) 选择候选区域;然后对候选区域采用决策二叉树 SVM 分类网络进行识别。基本的系统结构如图 3 所示。

4.3 对 SPOT 全景图像的实验结果

对 SPOT 全色全景图像定位感兴趣区域,分辨率为 5m 和 2.5m,图像大小均为 12000 × 12000。图 4 是采用本文方法得到的结果图像,最终结果图像中白色表示感兴趣区域,黑色表示非感兴趣区域。其中图 ( a ) 和图 ( b ) 是原始 SPOT 图像,分辨率分别为 2.5m 和 5m。图 ( c ) 和图 ( d ) 为实验结

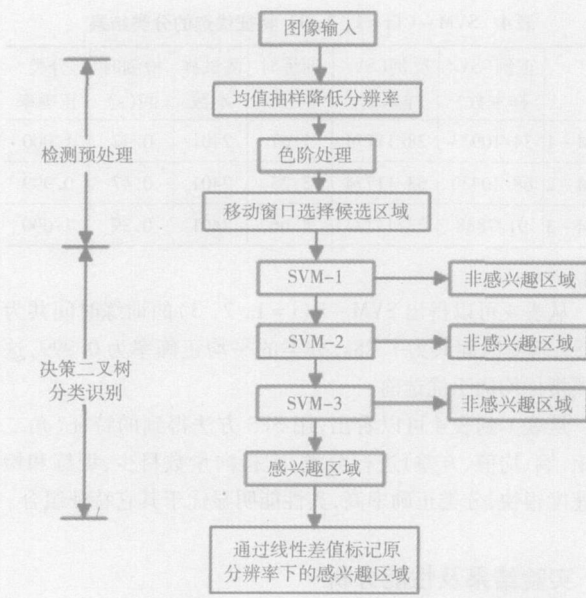


图3 感兴趣区域快速定位系统结构图

果。硬件平台为 P4CPU 主频 1.8GHz 内存 256MB 程序在 VC++6.0 环境下编制。检测时间分别为 6.94s 和 2.25s

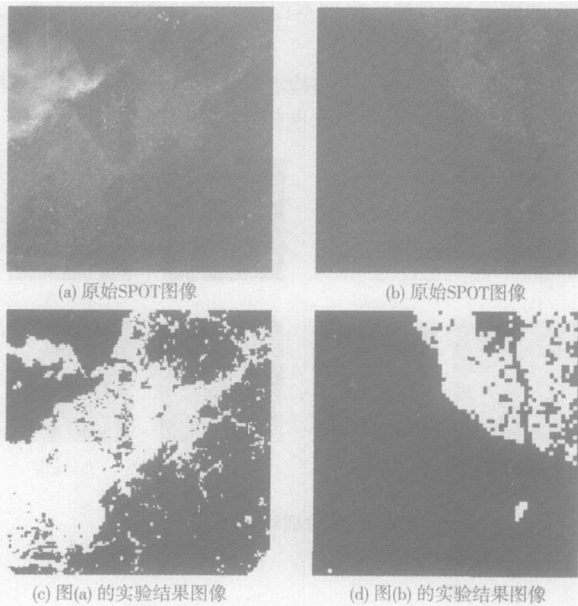


图4 SPOT全景图像实验结果

从以上实验结果可以看出，定位感兴趣区域的正确率达到了 90% 以上，而且识别速度很快，虚警主要由薄云产生。

## 5 结论

本文从模式分类角度提出了基于 SVM 的纹理分类方法

定位感兴趣区域。首先通过将非感兴趣区域分为 3 个子类，分别构造子类和感兴趣区域类的 SVM 分类器，组成决策二叉树分类网络，避免了大训练集问题，加快了训练速度；然后在 SVM 输入特征选择上，采用纹理特征代替光谱特征，显著地降低了输入向量的维数，并用 SFS 方法优化特征，有效的减少了纹理特征的冗余，将 SVM 的输入向量降到 4 维，SVM 的训练效率和识别速度得到进一步提高。对三类纹理特征进行分类实验的结果可以得出 GLCM 特征的分类性能最优；本文的子类分类方法和两类分类相比，能大幅度降低训练时间。对 SPOT 全景图像进行实验的结果表明，本文的方法不仅具有较高的识别率，而且识别速度快，能够实现遥感图像感兴趣区域快速准确定位。

## 参考文献:

- [1] Q i T i a n Y i n g W u T S h u a n g C o m b i n e U s e r D e f i n e d R e g i o n - o f - I n t e r e s t a n d S p a t i a l L a y o u t f o r I m a g e R e t r i e v a l [ J ] . I m a g e P r o c e s s i n g 2 0 0 0 ( 3 ) : 7 4 6 - 7 4 9
- [2] D B S h e r t h e I n f l u e n c e o f O b j e c t S i z e o n t h e R e g i o n s o f I n t e r e s t f o r E d g e D e t e c t i o n - P r e l i m i n a r y R e s u l t s [ J ] . P a t t e r n R e c o g n i t i o n 1 9 9 2 ( 3 ) : 2 9 4 - 2 9 7 .
- [3] S h a n Y u . U b a n A r e a D e t e c t i o n i n S P O T I m a g e s U s i n g M u l t i - S c a l e T e c h n i q u e a n d m a p k n o w l e d g e [ J ] . I E E E 1 9 9 9 I n t e r n a t i o n a l 1 9 9 2 ( 1 ) : 6 2 - 6 5 .
- [4] V N V a p n i k T h e N a t u r e o f S t a t i s t i c a l L e a r n i n g T h e o r y [ M ] . N e w Y o r k : S p r i n g e r - V e r l a g 1 9 9 5 4 5 - 5 0 .
- [5] B B a e s e n s e t a l A n E m p i r i c a l A s s e s s m e n t o f K e m e l T y p e P e r f o r m a n c e f o r L e a s t S q u a r e s S u p p o r t V e c t o r M a c h i n e C l a s s i f i e r s [ C ] . P r o c e e d i n g s o f t h e F o u r t h I n t e r n a t i o n a l C o n f e r e n c e ( K E S ' 2 0 0 0 ) : 3 1 3 - 3 1 6 .
- [6] R M H a r a l i c k e t a l T e x t u r e F e a t u r e f o r I m a g e C l a s s i f i c a t i o n [ J ] . I E E E T r a n s S y s t e m M a n a n d C y b e r e t i c s 1 9 7 3 3 ( 6 ) : 6 1 0 - 6 2 1
- [7] 吴更石, 梁德群, 田原. 基于分形维数的纹理图像分割 [ J ] . 计算机学报, 1 9 9 9 ( 1 0 ) : 1 1 0 8 ~ 1 1 1 3
- [8] B S S e b a s t i a n o A N e w S e a r c h A l g o r i t h m f o r F e a t u r e S e l e c t i o n i n H y p e r s p e c t r a l R e m o t e S e n s i n g I m a g e s [ J ] . I E E E T r a n s G e o s c i e n c e a n d R e m o t e S e n s i n g 2 0 0 1 1 3 6 0 - 1 3 6 7

## [ 作者简介 ]

尹叶飞 ( 1 9 8 2 - ) , 男 ( 汉 族 ) , 湖 南 邵 东 人 , 硕 士 研 究 生 , 研 究 方 向 为 智 能 信 息 处 理 、 图 像 分 析 与 理 解 ;  
吴秀清 ( 1 9 4 4 - ) , 女 ( 汉 族 ) , 上 海 人 , 教 授 , 博 士 生 导 师 , 研 究 方 向 为 智 能 信 息 处 理 、 多 源 数 据 融 合。

