

# 基于形态学及 SVM 思想的病变图象识别方法

钱 玮 陈 卫 白石磊

(中国科学技术大学自动化系,合肥 230000)

韦 穗 丁 燕

(安徽大学电子系,合肥 230031) (安徽医科大学卫生管理学院,合肥 230000)

**摘 要** 提出了一种将形态学理论与 SVM(支持向量机)算法结合起来的病变图象特征识别方法. 利用形态学的广义骨架理论及形状因子,抽取图象特征,作为 SVM 训练数据,同时借助 SVM 良好的分类性能,对图象骨架进行分类,从而实现图象特征的快速分类,提高识别率. 本文以红外乳腺图象为例,说明了本算法的各种特色. 实验结果表明,该算法能有效提高图象识别率并具有一定的应用前景,同时,该方法对其他类似的模式识别问题也有一定的借鉴作用.

**关键词** 模式识别(520·2040) 模式识别 形态学 SVM 算法

**中图法分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)10-1201-04

## Image Recognition Method for Pathological Changes Based on Morphology and SVM

QIAN Wei, CHEN Wei, BAI Shi-lei

(Department Automation of University of Science and Technology of China, Hefei 230000)

WEI Sui

(Department Electricity of ANHUI University, Hefei 230031)

DING Yan

(School of Health Management of Anhui Medical University, Hefei 230000)

**Abstract** The paper brings forward a new image recognition method for pathological changes with morphology theory and SVM algorithm. Image character described by structure theory and frame sector is used as training data of SVM. Meanwhile, rapid classification of image character can be realized by the aid of favorable classification performance of SVM, by which image structure can be classified, which can improve recognition efficiency. The paper also gives the infrared image sample of galactophore to test the algorithm. The result shows that the algorithm can improve recognition ratios effectively and the algorithm has a broad foreground. As well as this method can be applied other similar pattern recognition.

**Keywords** Pattern recognition, Morphology, Support vector machine, Algorithm

## 0 引 言

形态学理论是图象学的一个重要分支. 自 1964 年法国的 Matheron 和 Serra 在积分几何研究成果上,创立了数学形态学以来,由于其并行、快速、易于硬件实现等特点而引起了人们的普遍关注. 20 世纪

90 年代初,吴敏金把顺序统计学的思想注入数学形态学,将有限数据排序发展为函数的百分位值与序化,将 Minkowski 和差运算发展为图象与函数的百分位形态变换,从而建立了一般图象形态学<sup>[1]</sup>. 形态学是建立在 Minkowski 和差运算基础上的,是一门结合多学科的交叉学科,其骨架重构定理表明了图象可以通过其骨架点及其相应的最大球半径  $\rho$  完全

唯一地确定.在此基础上将此作为图象的特征向量,从而可以利用SVM算法进行数据训练,达到良好的分类性能<sup>[2]</sup>.

SVM用于模式识别问题的解决,关键在于寻找决策函数.这种新的学习算法现已在训练多种神经网络中得到较好的运用.但SVM是建立在二次规划基础上的,对于大数据量的模式分类问题,如何提高它的数据处理的实时性、缩短训练样本的时间,仍是亟待解决的问题<sup>[1]</sup>.

针对骨架重构与SVM的弱点,本文提出骨架重构理论与SVM算法结合起来的图象分类法.利用骨架理论及最大球半径,可以准确获取图象的基本特征,同时借助于SVM良好的分类性能,对乳腺病变图象进行识别,取得了较好的效果.

## 1 基于形态学理论的图象特征提取

在形态学中,结构元素是最重要最基本的概念.所谓结构元素 $B$ 是 $E^n$ 或其子空间 $E^m$ 的一个集合,具有一定的几何形状.结构元素 $B$ 常包含原点,其尺寸相对地远远小于所考察的物体.它在形态变换中的作用类似于信号处理时的“滤波窗口”.常用的滤波元素族是

$$B(x) = \hat{B}_x = \{x - b; b \in B\}$$

其中, $\hat{B}_x = \{x - b; b \in B\}$ ,即集合 $B$ 关于原点对称后沿向量 $X$ 平移.

形态和、形态差是最基本的形态变换.

形态和: $X \oplus B = \{x; \hat{B}_x \cap X = \Phi\}$

形态差: $X - B = \{x; \hat{B}_x \subset X\}$

骨架:设集合 $X \in E^n$ , $B$ 为 $E^n$ 的单位闭球( $\|x\| \leq 1$ ),如果 $\rho B(x)$ 满足以下3个条件:

(1)  $\rho B(x) \subset X$ ;

(2) 不存在另一个结构元素 $\rho' B(x)' \subset X, \rho' > \rho$ 且 $\rho' B(x)' \supset \rho B(x)$ ;

(3)  $\rho B(x)$ 与 $\partial X$ 至少有两个公共点( $\rho > 0$ ).

那么称 $\rho B(x)$ 为集合 $X$ 的最大球.点 $x$ 为其中心, $\rho$ 为其半径.点 $x$ 又称为集合 $X$ 的骨架点.骨架点的全体称为集合 $X$ 的骨架.记为 $SK(x)$ ,而半径等于 $\rho$ 的最大球中心之全体记为 $SK_\rho(x)$ .

骨架重构定理:设

$X \in E^n$ ,其骨架 $SK_\rho = \{SK_\rho(x); \rho \geq 0\}$ , $X$ 不包含半平面,那么

$$X = \bigcup_{\rho \geq 0} SK_\rho(x) \oplus \rho B$$

此定理表明闭集 $X$ 可由其骨架点及其相应的最大球半径 $\rho$ 完全唯一地确定.

因此在红外乳腺图象诊断方法中,采用骨架图象序列的统计特征及相应的最大球半径作为病灶特征集合,在一定程度上消除了冗余信息,减少了计算量.

## 2 SVM的分类算法

设 $A$ 类、 $B$ 类是线性可分的,寻找 $(\omega, b)$ ,使

$$\begin{aligned} \omega \cdot x_i + b &\geq 1 & x_i \in A \text{类} \\ \omega \cdot x_i + b &\leq -1 & x_i \in B \text{类} \end{aligned} \quad (1)$$

超平面空间由下式的值构成

$$f_{\omega, b} = \text{sign}(\omega \cdot x_i + b) \quad (2)$$

为减少分类平面的重复,对 $(\omega, b)$ 进行如下约束

$$\min |\omega \cdot x_i + b| = 1, i = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

点 $x$ 到 $(\omega, b)$ 确定的超平面的距离为

$$d(x, \omega, b) = \frac{|\omega \cdot x + b|}{\|\omega\|} \quad (4)$$

根据约束条件式(3),典型超平面到最近点的距离为 $\frac{1}{\|\omega\|}$ ,求解最佳 $(\omega, b)$ 的问题便可归结为二次规范问题.

$$\min \varphi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2$$

s. t.  $y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l$

对于非线性分类的情况,需要将输入向量映射到一个高维空间中,使得在该空间中线性可分,而且线性判断只需在高维空间中进行内积运算,甚至无需知道所采用的非线性变换的形式.因此,这里采用径向基形式的内积函数.该内积函数与人的视觉特性类似,在实践中运用很广<sup>[4]</sup>.

## 3 算法实现

### 3.1 乳腺病变数据库描述

图象数据是采用近红外的摄像机(光谱范围为400nm~600nm)拍摄的,图象尺寸为768×576,该数据库包含500人,每个人有10幅乳腺图片.所有图象都在统一的室内光照条件下拍摄.该数据库的图象具有很高的清晰度,技术规格为:8位灰度JPG图象.

### 3.2 采用骨架重构进行特征提取和选择

红外乳腺图象是一个高维的视觉模式,直接对图象进行识别分类是不可想象的,因此采用骨架重

构方法对红外乳腺图象进行降维,该方法分为以下 3 个步骤.

(1) 使用骨架重构算法对某幅图象进行分解得到一系列骨架图象  $P_i(i=0,1,2,\dots)$ ;

(2) 取最大球半径为 15~45 的图象序列的均值、一阶矩及相对应的球半径  $\rho$ (由医院专家根据经验提供);

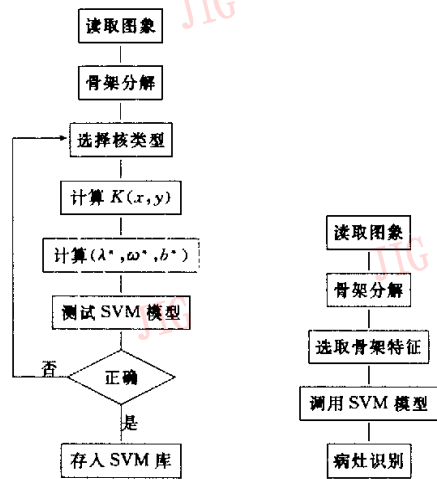
(3) 对于每个图象序列以  $E=((x_i, y_i, z_i), i=1, 2, \dots, l)$  构成一个  $3l$  维向量,其中,  $z_i$  表示最大球半径,  $x_i$  表示最大球半径为  $z_i$  的图象序列的灰度均值,  $y_i$  表示最大球半径为  $z_i$  的图象序列的一阶矩. 因此,对于序列数为  $l$  的图象序列,将构成  $3l$  维的向量作为支持向量的输入向量. 这里  $l=31, 93$  维向量作为 SVM 的输入向量.

### 3.3 支持向量机的训练<sup>[5]</sup>

模式的识别过程分为机器学习及测试两个步骤,以及模式的在线识别<sup>[6-8]</sup>. 病变分类为癌变、小叶增生、乳腺炎、正常. 首先对已知病变图象进行机器学习,其目的是寻找  $(\omega, b)$ ,再根据式(2)对待分类的图象进行识别,选择输入向量映射核的类型,并计算核函数  $K(x, y)$ ;通过二次规划,计算出  $(\lambda^*, \omega^*, b^*)$ ,根据测试结果,对所选择的核进行调整,将

最佳的学习模型  $(\lambda^*, \omega^*, b^*)$  存入数据库中,以便在线识别时调用.

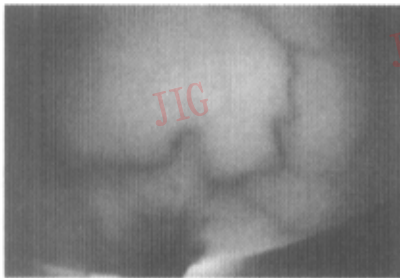
在线识别方法:读入图象骨架  $P_i$  及球半径  $\rho$ ,调用 SVM 模型,将图象分类.其模型训练程序流程图和在线识别框图如图 1 所示.



(a) 模型训练程序流程图

(b) 在线识别框图

图 1



(a) 原始图象



(b)  $\rho=45$  的骨架图象



(c)  $\rho=35$  的骨架图象



(d)  $\rho=25$  的骨架图象

图 2 原始图象及分解后的部分骨架图象

学习样本数为 10 人共 100 幅图片进行机器学习, 20 人共 200 幅图片进行机器学习测试, 其中癌变图片为 70 幅, 小叶增生为 50 幅, 乳腺炎为 40 幅, 正常为 40 幅。

#### 4 实验结果分析及结论

将最大球半径序列范围为 15~45 的图象序列, 分别用神经网络 BP 算法和本文算法、欧氏距离法 (E-D) 做了对比试验, 实验结果如表 1 所示。

表 1 3 种算法对比

	癌变识别率	小叶增生识别率	乳腺炎识别率	正常
BP	0.75	0.82	0.72	0.82
本文算法	0.86	0.85	0.80	0.90
E-D	0.86	0.77	0.79	0.76

表 1 是在 20 人 200 幅图片采用 93 维向量表征时的分类结果, 可以看出, 将形态学理论及 SVM 思想结合起来, 用于图象特征识别, 由于形态学中的图象骨架及最大球半径是图象分类的两个重要特征, 通过提取图象骨架的灰度均值和一阶矩, 进而与 SVM 分类算法相结合, 提高了模式识别的准确性。在随机选取的 20 个病例 200 幅图片中, 本算法成功地识别了 171 例, 在红外乳腺诊断系统的病例检测中得到了很好地应用, 该算法在识别率上较用神经网络 BP 算法及欧氏距离法为优。因此该方法对于其他领域的图象特征识别亦有一定的启迪作用。

在图象处理与识别过程中, 图象骨架的形状也是一个非常重要的特征, 因此, 骨架形状与 SVM 结合将是进一步研究的方向。

#### 参 考 文 献

- 1 吴敏金. 图像形态学[M]. 上海: 上海科学技术文献出版社, 1991.
- 2 Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- 3 范劲松, 方廷健. 基于粗集理论和 SVM 算法的模式分类方法[J]. 模式识别与人工智能 2000, 13(4): 615~618.
- 4 凌旭峰. 基于支持向量机的人脸识别技术[J]. 红外与激光技术, 2001, 30(4): 318~322.

- 5 Cortis C, Vapnik V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 1~25.
- 6 傅京孙. 模式识别及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1983.
- 7 傅京孙, 蔡自兴, 徐光祐. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1987.
- 8 Zhang Ling, Zhang Bo. A geometrical representation of McCulloch-Pitts neural model and its applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(4): 925~929.



钱 玮 1965 年生, 1991 年获西安交通大学硕士学位, 现为中国科学院合肥智能机械研究所副研究员. 研究方向为计算机视觉、图象处理。



陈 卫 1970 年生, 2002 年获中国科学技术大学博士学位, 现为中国人民解放军炮兵学院三系副教授. 研究方向为智能系统、无人机应用工程。



白石磊 1974 年生, 2000 年获西安理工大学硕士学位, 现为中国科学技术大学自动化系博士生. 研究方向为知识工程。



韦 彦 1945 年生, 教授, 博士生导师, 现为安徽大学副校长. 研究方向为计算机视觉、图象处理。



丁 燕 1973 年生, 现为安徽医科大学硕士生. 研究方向为医学图象处理。