

基于支持向量机的玉米叶部病害识别

宋 凯^{1,2}, 孙晓艳², 纪建伟¹

(1. 沈阳农业大学信息与电气工程学院, 沈阳 110161; 2. 沈阳理工大学信息学院, 沈阳 110168)

摘 要: 针对玉米叶部病害图像的特点, 提出将支持向量机(SVM)组成的多分类器应用于多种玉米叶部病害识别中。首先利用 Live-Ware 分割算法分割出玉米叶部病灶, 再利用小波特征提取算法提取病灶的特征向量, 最后利用支持向量机分类方法进行病害的识别。玉米叶部病害图像识别试验结果表明, 支持向量机分类方法适合小样本情况, 具有良好的分类能力, 适合多种玉米叶部病害的分类。不同的分类核函数的相互比较分析表明, 径向基核函数最适合玉米病害的分类识别。

关键词: 支持向量机; 特征向量; 多分类器; 病害识别; 玉米叶部病害

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2007)1-0155-03

宋 凯, 孙晓艳, 纪建伟. 基于支持向量机的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报, 2007, 23(1): 155- 157.

Song Kai, Sun Xiaoyan, Ji Jianwei. Corn leaf disease recognition based on suport vector machine method[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(1): 155- 157. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

传统上对于植物病害的识别基本上凭借专家经验和病理知识进行分析和判断。然而, 随着图像处理技术的飞速发展, 植物病害的计算机自动识别已显示出快速、准确的优越性。因此进行植物病害识别的研发具有广泛的应用前景和重大的社会效益。分类是人们认识事物的基础, 许多优秀的学习算法都是以分类为基础发展起来的, 如神经网络、支持向量机等。目前, 用于模式分类的方法很多, 传统的方法有 Bayesian 方法、距离判别、Fisher 判别、K-近邻分类以及分段线性分类等。现代的方法如模糊分类、粗糙分类以及神经网络分类等, 还有刚刚兴起的支持向量机分类方法。模式分类方法已经在医学诊断、机械故障诊断、语音识别、人脸识别等领域得到了广泛的应用。

典型的植物病害自动识别系统通常包括 5 部分: 采样、预处理、特征提取、分类和识别。植物病害分类环节对于分解整个复杂的识别任务和提高识别效率都具有非常重要的意义。目前研究人员面临的挑战是如何提高分类算法的鲁棒性和可靠性。例如: 某种分类算法对同一植物不同条件下获得的图像或者不同植物间的图像是否具有准确的分类能力。现在基于外观的分类方法对于植物病害分类是一个充满希望的发展方向。这些方法

通过从一组具有病害外观特征的训练样本中学习植物病害类的特征。为了提高性能, 许多方法也在非病害类中模式化变量。首先每个训练样本具有一组局部或全局特征, 然后通过计算找到一个分类面。一般, 这个分类面被用来学习(例如: 神经网络 Neural Network 方法)或者在每一类中通过模式化特征的可能分布。在 Matthews 等人的试验中, 他们把用主成分分析(PCA)方法提取的特征输入 Neural Network 分类器进行分类^[1,2]。基于 Neural Network 方法其理论本身存在缺陷——容易陷入局部最优和过学习, Papageorgiou 等人提出了 SVM 的分类方法。SVM 用于模式识别不存在局部极小值问题且实现步骤简单, 不需长时间的训练过程, 只需根据初始样本求解最优超平面, 进而确定决策函数, 然后即可泛化推广识别其它待识别的样本, 弥补了神经网络分类的不足, 试验结果表明, SVM 方法大大提高了分类可靠性。

1 支持向量机理论

SVM (Support Vector Machine) 或称支持向量机是在统计学理论上发展起来的一种新的通用的模式识别方法。其主要思想是结构风险最小化 (SRM)^[3,4]。SVM 的基本原理是寻找一个最优分类面 (Optimal Hyperplane), 并使其两侧的分类间隙 (margin) 最大^[5]。对于非线性可分问题, SVM 首先通过非线性变换, 将输入向量映射到高维空间中, 以使其在高维空间中能够进行线性分类。图 1 为一个用某特征空间上的超平面对给定训练数据集做二值分类的问题^[6-14]。图中实心圆和实心方分别代表两类样本, 中间的粗线代表分类线, 平行于分类线的两条直线分别为过各类中离

收稿日期: 2006-05-30 修订日期: 2006-11-10

基金项目: 辽宁省高校自然科学基金项目 (20243303); 沈阳市科技局创新基金项目 (20020256)

作者简介: 宋 凯 (1964-), 男, 辽宁辽中人, 教授, 主要从事计算机图像识别和通信技术方面的研究。沈阳市浑南新区南屏中路 6 号 沈阳理工大学教务处, 110168。Email: ap9351@sina.com

分类线最近的样本,它们之间的距离叫做分类间隔 (margin),在这两天平行线上的样本点叫做支持向量 (support vector, SV)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开(训练错误率为 0),而且使分类间隔最大。

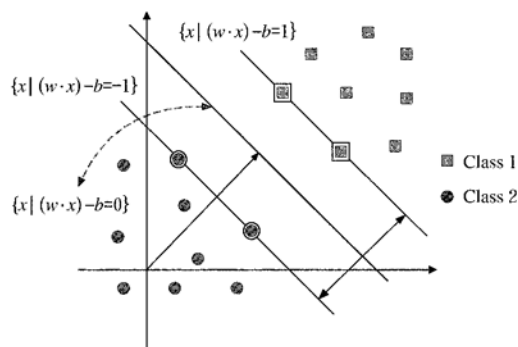


图 1 最优分类超平面

Fig. 1 Best classification superplane

相应的分类函数为:

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i (x_i \cdot x) + b \right] \quad (1)$$

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b \right] \quad (2)$$

式中 $\operatorname{sgn}()$ —— 符号函数; $X \in R^d$, 即 x 是 d 维输入特征向量; $y \in \{-1, 1\}$ —— 类别标号, 或者说对于不同的样本进行分类(两类情况), 可将样本标记为 -1 、 $+1$, 即取值为 -1 或 $+1$ 为分类域值, 可以根据支持向量计算确定; $\lambda_i \geq 0$ 为 Lagrange 系数。这里式(1)是线性分类函数, 式(2)是非线性分类函数。可见式(2)是用核函数 $K(x_i \cdot x)$ 代替线性分类面式(1)中的点积 $(x_i \cdot x)$, 其目的是将原有的非线性可分问题转换为线性可分问题, 且不必在高维空间中做复杂运算。常用的核函数有

多项式内积函数:

$$K(x, y) = [(x, y) + 1]^q \quad (3)$$

径向基内积函数(RBF):

$$K(x, y) = \exp \left[- \frac{|x - y|^2}{2\delta^2} \right] \quad (4)$$

分类函数由支持向量确定, 而支持向量只是输入向量中极少部分, 它们离分类面最近。可以通过训练样本确定分类函数, 再将其应用到实际分类中。下面以玉米叶部病害识别为例说明 SVM 分类算法的实现过程。

2 玉米叶部病害识别算法实现步骤

首先对提供的正反例玉米叶部训练样本进行预处理, 分割出病灶部分, 然后特征提取, 并对提取的特征按

照一定的格式形成输入特征向量。最后, 对该类的训练样本数据文件进行多分类器训练学习。其中核函数选择 RBF 核函数, 因 RBF 核函数能将非线性样本映射到一个高维空间, 这样就能处理类别和特征属性间非线性的情况。同时, 本文采用交叉验证法寻找 RBF 核函数最好的参数 C 和 γ , 使得 SVM 分类器的分类效果最优。

2.1 特征选取

要分析玉米病害图像, 首先需进行特征提取。输入的玉米叶部图像是已经归一化为 64×64 大小的灰度图像。特征提取采用 Haar 小波系数特征描绘法。具体做法是对灰度图像进行 5 层小波分解。由于第一层小波分解结果含有噪声, 因此取 2 到 5 层小波分解结果。最后分解的特征维数为 1024 维, 是原始数据维数的 $1/4$ 。根据 LIBSVM 建议, 将特征归一化到 $[0, 1]$ 区间, 用于玉米叶部病害的自动分类。

2.2 多分类器设计

考虑到标准的 SVM 分类其只支持二值分类问题, 因此需要对每一个类别都设置它的正例和反例的训练样本集合来实现。如果每个类的正反例样本都分别存放, 那么当有 m 个类时就要定义 $2m$ 个训练样本集合。为了简化系统, 本文为所有类设置一个公共的反例样本集合, 使得训练样本集合的数量减少到 $m + 1$ 个。根据 3 种玉米病的不同特征, 本文设计了 3 个分类器。即有两个或两个以上的分类器作出决策 A, 则认为决策 A 合法, 若每个分类器作出的决策不同, 则选择识别率较高的分类器的决策。如果想通过多分类器组合来实现高识别率, 不同分类器的错误应该尽量发散, 或者有足够多的分类器的。据此, 本文符合上述条件, 因此本文提出的多分类器设计是合理的。

3 试验结果

试验采用了数码相机采集并经过图像预处理后的 64×64 像素玉米叶部图片作为训练集, 其中大斑病 54 张, 灰斑病 38 张, 小斑病 50 张。同时选取 120 张子图像作为测试集, 其中大斑病、灰斑病、小斑病各 40 张。分别用 1, 2, 3 定义大斑病、灰斑病、小斑病。根据 2.1 中的特征提取算法对预处理后的图像进行特征提取, 并形成特征向量。然后用 3 种不同的核函数训练出分类器, 以确定那个核函数更适用于玉米叶部病害的识别。这 3 种核函数分别为: 1) 多项式核函数 (polynomial): $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q$; 2) 径向基函数 (Radial Basis Function): $K(x, x_i) = \exp \left[- \frac{|x - x_i|^2}{\delta^2} \right]$; 3) Sigmoid 函数 $K(x, x_i) = \tanh(v(x, x_i) + c)$ 。试验识别结果如表 2 所示。表中学习参数为 $c = 10, \xi = 0.001$, 多项式核函数

中的 q 取 3, 径向基核函数中的 δ^2 取 $3/2$, Sigmoid 核函数中 v 取 $1/3$, c 取 -10 。

表 1 比较三种不同核函数识别率

Table 1 Comparison of recognition rates of three kinds of different kernel functions

核函数	支持 向量数	识别率/%			运行时间 /ms
		大斑病	小斑病	灰斑病	
多项式	71	100	80.4	57.1	63
径向基	69	100	90.2	78.6	63
Sigmoid	90	90.3	70.5	42.6	36

从表 1 中可以看出, 对于玉米病害径向基核函数识别性能最好且稳定, 平均正确识别率为 89.6%, 多项式核函数次之, 为 79.2%, Sigmoid 核函数的识别性能最差。从运行时间上看, 各类核函数的 SVM 识别速度差不多, 其中 Sigmoid 核函数的 SVM 识别速度比其他的稍快一点。综合考虑径向基核函数的 SVM 识别方法适合玉米基于病斑形状的病斑识别。

4 结 语

试验结果表明, 将 SVM 理论应用于多种玉米病害分类是可行的。本文设计的多分类器充分发挥了 SVM 理论解决二类分类问题的优势, 使其更具有实际应用价值。同时比较不同核函数发现, 径向基核函数更适合玉米基于病斑形状的病斑识别。因此本文提出的算法无论是在理论基础方面还是在模型选择的灵活性方面都表现出了更大的优越性。

[参 考 文 献]

- [1] Matthews N, An P, Charnley D, et al. Vehicle detection and recognition in greyscale imagery [J]. Control Engineering Practice, 1996, (4): 473–479.
- [2] 鲍 艳, 胡振琪, 等. 主成分聚类分析在土地利用生态安全评价中的应用[J]. 农业工程学报, 2006, 22(8): 87–88.
- [3] Vapnik V, Lerner A. Pattern recognition using generalized por-trait[J]. Automation and Remote Control, 1963, 24(6): 774–780.
- [4] Guo Guodong, Stan Z li, Kap Luk Chan. Support vector machine for face recognition[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19: 631–638.
- [5] Burges C. Tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 955–974.
- [6] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别(第 2 版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [7] 王亮申, 朱玉才, 等. 利用 SVM 进行车型识别[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(9): 2453–2454.
- [8] 田有文. 典型农作物叶部病害计算机图象识别方法的研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2005.
- [9] Vapnik V N. The nature of statistical learning [M]. Berlin: Springer, 1995.
- [10] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. NY: Springer-Verlag, 1995. 张学工 译. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [11] Olivier Chapelle, et al. SVMs for Histogram-Based Image Classification [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(5): 1055–1064.
- [12] Pontil M, Verri A. Support Vector Machines for 3D Object Recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(6): 637–646.
- [13] Chapelle O, Vapnik V, et al. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46: 131–160.
- [14] Ratsch G, Onoda T, Muller K R. Soft Margins for AdaBoost[J]. Machine Learning, 2001, 42: 287–320.

Corn leaf disease recognition based on suport vector machine method

Song Kai^{1,2}, Sun Xiaoyan², Ji Jianwei¹

(1. College of Information and Electric Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China;

2. College of Information, Shenyang University of Technology, Shenyang 110168, China)

Abstract: In view of corn leaf disease image characteristics, one multi-classification machine is applied in corn leaf disease recognition. First the algorithm of live-ware segmentation was used to find disease part and the algorithm of the wavelet feature extraction was used to make the corn disease leaf the characteristic vectors, then the support vector machine classification method was applied to recognize the disease. The corn leaf disease image recognition experiment indicates that Support Vector Machine classification method suits the small sample situation and has the better classification ability. The method suits corn leaf disease classification. The different classification kernel functions are compared, and analysis shows that the radial base fncmion most suits the corn leaf disease classification recognition.

Key words: support vector machine; characteristic vector; multi-classification machine; disease recognition; corn leaf disease