

基于支持向量机和距离度量的纹理分类

马永军¹⁾ 方凯¹⁾ 方廷健²⁾

¹⁾(中国科学技术大学自动化系, 合肥 230027) ²⁾(中科院合肥智能机械研究所, 合肥 230031)

摘要 针对图象纹理分类问题, 提出了一种将支持向量机和距离度量相结合, 以构成两级组合分类器的分类方法。用该方法分类时, 先采用距离度量进行前级分类, 然后根据图象的纹理统计特征, 采用欧氏距离来度量图象之间的相似性, 若符合条件, 则给出分类结果, 否则拒识, 并转入后级分类器; 而后级分类器则采用一种新的模式分类方法——支持向量机进行分类。该组合分类方法不仅充分利用了支持向量机识别率高和距离度量速度快的优点, 并且还利用距离度量的结果去指导支持向量机的训练和测试。由纹理图象分类的实验表明, 该算法具有较高的效率和识别精度, 同时也对推动支持向量机这一新的模式分类方法的实际应用具有积极意义。

关键词 纹理 图象 支持向量机 距离度量 分类

中图法分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)11-1151-05

Classification Based on Support Vector Machine and Distance Classification for Texture Image

MA Yong-jun¹⁾, FANG Kai²⁾, FANG Ting-jian²⁾

¹⁾(Department of Automation, University of Science & Technology of China, Hefei 230027)

²⁾(Hefei Institute of Intelligent Machines, Academia Sinica, Hefei 230021)

Abstract Support vector machine(SVM) is a novel type of learning machine, this thesis introduces the theory of SVM briefly and application in a classification system for texture image, and discusses in detail the core techniques and algorithms, which combine SVM and distance classification into two-layer serial classifier. SVM has shown to provide better generalization performance than traditional techniques. However, because using Quadratic Programming (QP) optimization techniques, the training of SVM is time-consuming, especially when the training data set is very large. So we have two classifiers combined. Firstly, a rejecting coefficient and rejecting rule are defined. According the rejecting rule, the distance classifier can classify the images and give the final results, or reject to classify the input images. The rejected images are fed into SVM for further classification. The algorithms can take advantages of SVM and distance classification. The experiments show that the algorithms have low error rate and high speed.

Keywords Texture, Image, Support vector machine(SVM), Distance classification, Classifier design

0 引言

纹理是图象的一种重要特征, 其主要表现为物体表面的灰度变化, 同时任何图象都可看成是由一种或多种纹理组成, 而且图象纹理分类构成了图象分析与理解的一个重要方面。纹理分类主要有基于

统计和基于结构的等几类方法, 其中, 基于灰度共生矩阵的统计纹理分类法在许多领域得到了应用^[1,2]。上述方法的共同重要理论基础之一是统计学, 前提是有足够多的样本, 若样本不足, 则可能会在一定程度上影响分类效果。

支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)是近年发展起来的、性能优越的分类算法, 其

重要理论基础是统计学习理论. 与传统统计学相比, 统计学习理论是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论^[3]. 由于 SVM 可以自动寻找对分类有较好区分能力的支持向量, 且由其构成的分类器还可以最大化类与类之间的间隔 (margin), 因此 SVM 不仅克服了神经网络分类和传统统计分类法的许多缺点, 并具备较高的泛化能力, 已经在国内外得到了广泛的重视^[4,5], 但当数据集较大时, 训练 SVM 的时间耗费不容忽视.

为提高识别效率, 可先用基于灰度共生矩阵的纹理分类法来提取图象特征, 然后在分类时采用距离度量方法. 这种方法的好处是效率高, 其在图象之间差异较大时, 有很高的识别率^[6]. 根据 SVM 和距离度量方法各自的特点, 本文将二者结合, 设计了 ISD (Integrated SVM and Distance Classification) 分类算法, 由于该算法充分利用了 SVM 和距离度量方法各自的优点, 因此其既解决了由训练 SVM 带来的效率问题, 又进一步提高了分类精度.

1 SVM 简介

SVM 是由 Vapnik 及其领导的 AT&T Bell 实验室研究小组提出的一种新的非常有发展前景的分类技术, 可以替代多层感知机、RBF 神经网络和多项式神经网络等已有的学习算法, 同时 SVM 在一些实际应用 (如手写体识别^[7,8]、3D 物体识别^[9,10]、人脸检测^[11]) 中的效果, 也说明了其实用价值.

设集合 $S, x_i \in \mathbf{R}^{(d)}, i=1, 2, 3, \dots, n; x_i$ 属于两类中的一类, 用 $y_i \in \{-1, 1\}$ 为标记, 其目标是建立超平面, 它能把两类分开, 且使超平面到两类的距离最大.

定义 1 集合 S 线性可分, 如果存在 $w \in \mathbf{R}^{(d)}$, 且 $b \in \mathbf{R}$ (d 为实数集中元素的维数)

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, i=1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

则 (w, b) 定义了一个超平面

$$(w \cdot x_i + b) = 0 \quad (2)$$

此时分类间隔为 $\frac{2}{\|w\|}$, SVM 就是要在满足式 (1) 的条件下, 使这个间隔最大, 即等价于最小化 $\frac{1}{2} \|w\|^2$, 其约束条件为

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, i=1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

这体现了 SVM 的最大间隔思想.

由最佳 (w, b) 问题归结出的二次规划问题 (见式

(3)), 可利用 Lagrange 方法求解, 而 Lagrange 函数定义为

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} (w \cdot w) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (4)$$

其中, α_i 为与每个样本对应的 Lagrange 乘子.

将上式分别对 w, b 求偏微分

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0 \quad \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \quad (5)$$

这样就把原问题转化为在

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \quad i=1, 2, 3, \dots, n \quad (6)$$

约束条件下, 对 α_i 求解下列函数的最大值问题

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (7)$$

若 $\tilde{\alpha}_i$ 为最优解, 则

$$\tilde{w} = \sum_{i=1}^n \tilde{\alpha}_i y_i x_i \quad (8)$$

若该解中, 只有一部分 (通常是少部分) $\tilde{\alpha}_i$ 不为零, 则其对应的样本就是支持向量. 可见, 支持向量本身就是支撑了最优分类面的那部分样本.

上述问题得到的最优分类函数是

$$f(x) = \text{sgn} \{ (\tilde{w} \cdot x) + T_{\text{class}} \} \\ = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \tilde{\alpha}_i y_i (x_i \cdot x) + T_{\text{class}} \right\} \quad (9)$$

T_{class} 是分类阈值.

在线性不可分情况下, 所得广义最优分类面的对偶问题与线性可分情况下几乎完全相同, 详见文献^{[4], [12]}.

从上面的分析可见, 由于分类函数中, 只包含训练样本中的支持向量与待分样本的内积 $(x_i \cdot x)$, 因此该内积可用内积核函数 $K(x_i, x)$ 来代替, 这相当于通过由内积核函数定义的非线性变换把原特征空间变换成一新的高维线性特征空间, 这样分类问题就变成了线性分类, 此时目标函数变为

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \quad (10)$$

相应的分类函数表示为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \tilde{\alpha}_i y_i K(x_i \cdot x) + T_{\text{class}} \right\} \quad (11)$$

这就是支持向量机.

2 SVM 和距离度量相结合的分类方法 (ISD 算法)

由以上分析可知, 因 SVM 算法是基于小样本

统计理论和最大分类间隔思想的算法,故具有优良分类性能,但如果输入数据量太大,则会导致训练时间过长,系统难以实用化。这里考虑到 SVM 和距离度量方法的各自特点,决定采用组合分类方法:首先前级采用距离度量的方法,并加以改进,即定义一个拒识系数 λ 、拒识阈值和拒识判定准则,并利用拒识判定准则将样本分为拒识的和非拒识的两类,然后通过调整阈值,用非拒识的样本去训练距离分类器,当取得合理的阈值后,再将拒识的样本送入下一级 SVM 分类器进行分类。这样,通过合理地调整阈值,既可保证系统的识别率,又能保证识别的效率。

定义 2 设模板数为 $m(m \geq 2)$,待样本到第 i 个模板的距离为 d_i ; d_j 和 d_k 为最小的两个距离,其中 $i, j, k = 1, 2, \dots, m, j \neq i$ 。定义 $\lambda = \frac{|d_j - d_k|}{(d_j^2 + d_k^2)^{1/2}}$ 为拒识系数。若 $d_j = d_k = 0$ 时,令 $\lambda = 1$ 。在以上定义中, λ 取值范围为 $[0, 1]$ 。

拒识判定准则:设 T_λ 为拒识阈值,若 $\lambda \geq T_\lambda$,则表明该样本归属类别清楚,可送入距离分类器进行分类,否则拒识,表明该样本应送入 SVM 分类器进行分类。

2.1 组合分类器

图 1 是部分实验所用纹理图像样本。

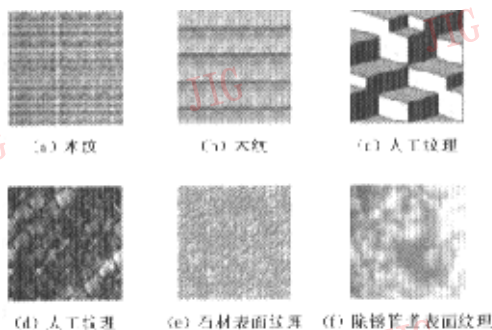


图 1 部分图象样本

其中,图 1(a)、(b)为木纹,图 1(c)、(d)为人工纹理,图 1(e)为石材表面纹理,图 1(f)为除锈管道表面纹理。试验中,所用图象灰度级为 64。在利用距离法进行有监督分类时,首先应提取图象特征,再分类。经大量的实验和对比分析,选用了以下几种从灰度共生矩阵抽取的二次统计量纹理特征系数:

(1) 能量特征

$$B_E = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} [P(u, v)]^2 \quad (12)$$

能量是图象灰度分布均匀程度的一种度量,即粗纹理含有较多的能量,其相应的 B_E 值较大。反之, B_E 值则较小。式中, u, v 为灰度级, $P(u, v)$ 为这 2 个灰度在整个图象中发生的概率。 $u, v = 0, 1, 2, \dots, M-1$; M 为灰度级的数目(以下同)。

(2) 嫡量特征

$$B_H = - \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} [P(u, v)] \log P(u, v) \quad (13)$$

(3) 惯量特征

$$B_I = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} (u - v)^2 P(u, v) \quad (14)$$

(4) 局部均匀特征(又称逆差矩)

$$B_D = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} \frac{P(u, v)}{1 + (u - v)^2} \quad (15)$$

分类时,首先计算图象的共生矩阵,再求出上述选定的纹理特征,组成特征矩阵,然后采用欧几里德距离来分类。考虑有 m 个模式类别 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m, \dots, \omega_m, j = 1, 2, \dots, m$; 设 ω_j 有 s 个样本,分别表示为 $Z_1, Z_2, \dots, Z_l, \dots, Z_s$, 其中, $l = 1, 2, \dots, s$; $Z_l = [z_{l1} \ z_{l2} \ \dots \ z_{ln}]^T$, n 为所选择的特征个数。设任一待识别的图象为 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$, 具体分类时,首先计算 X 到 Z_l 的欧几里德距离 $d(X, Z_l)$:

$$d(X, Z_l) = \left[\sum_{k=1}^n (X_k - Z_{lk})^2 \right]^{1/2} \quad (16)$$

再采用平均距离

$$d(X, \omega_j) = \frac{1}{s} \sum_{l=1}^s d(X, Z_l) \quad (17)$$

来度量模式矢量 X 与 ω_j 的相似性。

然后调用拒识判定准则,将未被拒识的样本送往距离分类器进行分类,而将拒识的样本送往 SVM 分类器进行分类。在 SVM 分类器中,训练与测试图象采用位图来表达,若图象为 $h \times w$ (h 为高度, w 为宽度),对于灰度图象,则 SVM 的输入数据就是大小为 $h \times w$ 的向量矩阵,而彩色图象则可表达为 $3 \times h \times w$ 大小的向量矩阵。向量矩阵的每一个元素对应图象中的一个像素。核函数采用如下 q 阶多项式

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q \quad (18)$$

将式(18)代入式(11),便得到 q 阶多项式的分类器。当取 $q=2$ 时,特征空间维数和误识率均可接受,从文献[10]中的实验结果也可看出这一点。

2.2 分类器的训练和测试算法

采用监督法对两级分类器进行训练,以确定前级分类器阈值 T_λ , 后级 SVM 分类器则利用前级拒识的样本进行训练, 自动确定参数 $\tilde{a}_i$ 、 T_{class} 、支持向量 x_i , m 个模式类别 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$, 用 ω_j 表示, 其中 $j=1, 2, \dots, m$; 则共需 m 个 SVM 分类器, 表示为

$$f_j(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \tilde{a}_i y_i K(x_i \cdot x) + T_{\text{class}} \right\} \quad (19)$$

设训练集为 Ψ , 则 ISD 训练算法为:

(1) 若 $\Psi = \emptyset$, 则算法结束, 并输出结果; 否则取训练样本 $x \in \Psi$.

(2) 计算样本的特征向量, 再求样本到模板的距离 d_i .

(3) 调用拒识判定准则.

(4) 用未被拒识的样本来训练前级分类器.

(5) 给出分类结果, 若不满意, 则重新调整前级分类器阈值 T_λ , 转第 3 步.

(6) 调用 SVM 分类器, 用拒识的样本来训练 SVM 分类器, 再调整、确定参数 $\tilde{a}_i$ 、 T_{class} 、 x_i , 并最终给出分类结果.

(7) $\Psi \leftarrow \Psi - \{x\}$, 转第 1 步.

在训练过程中, 这种训练算法并不是将所有的样本都送入 SVM 分类器; 而只是将拒识的样本送入 SVM 分类器, 这样, 由于 SVM 分类器的训练更具有针对性, 因而大大减少了 SVM 的训练时间.

在进行测试时, 若前级分类器不拒识, 就可给出分类结果, 否则就调用 SVM 分类器进行分类, 若 $f_j(x)=1$, 则 $x \in \omega_j$, 否则, $x \notin \omega_j$.

设测试集为 V , 则 ISD 的测试算法描述如下:

(1) 若 $V = \emptyset$, 则算法结束, 输出结果. 否则取测量样本 $x \in V$.

(2) 计算样本特征向量, 并求样本到 m 个已求出的特征向量模板的距离.

(3) 调用拒识判定准则.

(4) 将未被拒识的样本送往距离分类器进行分类, 而将拒识的样本送往 SVM 分类器(见式(19))进行分类.

(5) $V \leftarrow V - \{x\}$, 转第 1 步.

3 实验及性能分析

表 1 给出了在不同 T_λ 下, 对 ISD 算法进行的性能分析实验结果, 并与纯距离分类器和 SVM 进行

了比较. 实验用的样本图象分辨率为 64×64 , 灰度级为 64, 样本数为 1386 个, 其中, 875 个用作训练, 511 个作测试用. 表 2 则给出了在 T_λ 固定时, 不同图象分辨率对实验结果的影响. 按输入图象分辨率的不同, 试验共分 5 组, 即图象分辨率分别为 16×16 , 32×32 , 64×64 , 128×128 , 图象灰度级为 64. 本文每组选择了 875 幅图象作训练用.

表 1 不同 T_λ 下, ISD 算法与距离分类器和 SVM 的性能比较

	训练				测试			
	前级拒识数	SV 数量	时间 (s)	正确率 (%)	前级拒识数	SV 数量	时间 (s)	正确率 (%)
距离分类器	0	—	243.6	81.1	0	—	5.6	76.4
ISD T_λ	0	0	243.6	81.1	0	—	5.6	76.4
	0.3	198	45	399.7	162	43	58.3	90.4
	0.5	354	64	503.4	216	58	86.2	90.9
	0.8	709	121	684.9	413	96	98.1	91.3
	1	875	158	879.7	511	107	132.5	92.0
SVM 分类器	875	158	879.7	94.9	511	107	132.5	92.0

表 2 5 种图象分辨率下分类器的性能比较 ($T_\lambda=0.3$)

图象分辨率	前级拒识数	SV 数量	训练时间 (s)	正确率 (%)
8×8	537	154	567.8	86.5
16×16	404	112	538.2	89.2
32×32	311	98	415.3	91.2
64×64	198	45	399.7	92.9
128×128	83	21	430.1	93.2

从表 1 可见, 当 $T_\lambda=0$ 时, 则 ISD 算法变为距离分类法, 此时, ISD 算法速度快, 但识别率也相应较低; 伴随 T_λ 的增大, 识别率逐渐提高, 但效率也随之降低; 当 $T_\lambda=1$ 时, 则 ISD 算法变为 SVM 算法, 这时准确率最高, 但效率也最低. 本实验中, 当 $T_\lambda=0.3$ 时, ISD 算法具有较佳的性能. 从表 2 可见, 识别率随图象分辨率的提高而提高, 这是因为图象分辨率越高, 其所包含的有效信息也越多的缘故.

同单纯采用距离分类法^[2,13]相比, ISD 算法具有更高的精度, 如与文献[14]中的神经网络分类相比, 由于神经网络过分强调克服学习错误, 因而泛化能力不高, 其不仅隐层单元个数难以确定, 而且网络的最终权值受初始值影响大; 而本算法则由于利用了 SVM 的主要优点, 其分类器支持向量的个数等参数在训练时可自动确定, 因此相比较, 其性能优于单纯采用 SVM 或距离度量的方法.

4 结论

同单纯采用距离分类和 SVM 算法相比, 由于

ISD 算法充分利用了 SVM 和距离度量法各自的优点,因此训练和测试效率都比较高,实验表明,它不仅具有较高的识别率,而且具有良好的实用性和推广前景。同时表明,采用对数据集进行预先约简的策略,对解决 SVM 用于大数据集时的效率问题是行之有效的。

在 ISD 算法中,像 T_i 等参数的确定,很大程度上依赖于经验和试验,且如何找到一个更有效的指导方法,用于进一步缩短训练时间,以便获得更佳的准确率和效率,这仍是一个有待解决的具有实际意义的问题。另外,如何从数值优化的角度来对 SVM 的实现算法本身进行改进,也是一个值得研究的方向。

参 考 文 献

- 1 李介谷. 计算机模式识别技术[M]. 上海:上海交通大学出版社,1986:26~36.
- 2 马永军,王德春,方玉. 管道内表面图象分析与识别系统[J]. 长春光学精密机械学院学报,1998,21(4):46~50.
- 3 Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995:45~98.
- 4 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32~42.
- 5 陶卿,姚穗,范劲松等. 一种新的机器学习算法:Support Vector Machines[J]. 模式识别与人工智能,2000,13(3):285~290.
- 6 马永军. 管道内防腐表面处理质量检测系统[D]. 长春:长春光学精密机械学院,1999.
- 7 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):419~423.
- 8 Schölkopf B, Sung K. Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1997,45(11):2758~2765.
- 9 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.
- 10 Blanz V, Schölkopf B, Bülthoff H *et al.* Comparison of view based object recognition algorithms using realistic 3D models [A]. In: Vonder Malshury C, Von Seelen W Vorbrüggen *et al* edis. Proceedings of Artificial Neural Networks-ICANN'96[C]. Berlin: Springer-Verlag, 1996,1112:251~256.
- 11 Sung K, Poggio T. Example-based learning for view-based human face detection[R]. A. I. Memo 1521, MIT A. I. Lab, 1994.
- 12 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,1988:32~214.
- 13 张妙兰,付新文. 一种纹理图象分类方法的研究[J]. 中国图象图形学报,1999,4A(8):680~683.
- 14 白宝兴. 管道内表面质量检测系统设计[J]. 中国图象图形学报,1998,3(6):447~449.



马永军 1970 年生,讲师,现为中国科学技术大学模式识别与智能系统方向博士研究生。研究方向为图象处理、模式识别、多媒体技术。



方 凯 1951 年生,中科院合肥智能机械研究所研究员,享受国务院政府津贴。研究方向为机器人控制、智能自动化。



方廷健 1939 年生,中科院合肥智能机械研究所研究员,中国科学技术大学博士生导师。研究方向为图象处理、模式识别、人工智能。