

文章编号: 1005—0523(2006)04—0096—03

一种基于支持向量机的轴承表面缺陷检测方法

涂宏斌, 周新建

(华东交通大学 CAD/CAM 研究室, 江西 南昌 330013)

摘要:提出了一种基于支持支持向量机和主成分分析的轴承表面缺陷检测算法, 该算法把轴承中的非缺陷区域和缺陷区域分别看作两种不同的纹理模式, 先利用主成分分析法(PCA)对图像进行降维处理, 然后用支持向量机方法对降维后的样本采样学习, 然后进行分类判断. 实验结果表明, 该算法能够较好地实现轴承缺陷的检测分类, 有一定的实用价值.

关 键 词:表面缺陷; 主成分分析; 支持向量机

中图分类号: TH163

文献标识码: A

1 引言

铁路货车轴承是关系到铁路运输安全的关键部件, 如果对照铁道部指定的图谱, 用目测或手感来判断轴承内外圈及滚子是否存在表面缺陷及其类型和损伤程度, 则工人工作量大, 检测结果随机性大, 因此人工检测方法已经很难满足实际要求. 使用机器对轴承进行缺陷检测就显得十分必要^[1].

基于图像处理和模式识别的工业产品检测具有成本低、速度快和检测效率高等很多优点^[2].

实际上, 所谓缺陷, 从图像特征角度讲, 就是不同于材料纹理结构模式的特殊区域. 分析受检材料不同区域的纹理特征, 进而确定这种异常的位置是缺陷检测的实质^[3]. 从模式识别的角度讲, 缺陷区和非缺陷区各自具有区别明显的特征, 可以看作两类不同的纹理模式. 因而, 使用机器学习的方法, 让机器对这两部分进行学习, 然后判断分类, 是一套可行的方法.

本文提出了利用支持向量机理论进行表面缺陷识别算法, 先利用主成分分析法(PCA)对图像进行降维处理, 然后用支持向量机对降维后的样本进

行分类判断, 最后得到实验结果.

2 支持向量机

2.1 线性情况

支持向量机是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的, 基本思想可用图 1 的两维情况说明. 图中, 实心点和空心点代表两类样本, H 为分类线, H_1 , H_2 分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间隔 (margin).

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.

分类线方程为 $w \cdot x - b = 0$, 我们可以对它进行归一化, 使得对线性可分的样本集 (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, n$, $x \in R_d$, $y \in \{+1, -1\}$

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

如下图 1 所示:

此时分类间隔等于 $2 / \|w\|$, 使间隔最大等价于使 $\|w^2\|$ 最小. 满足条件(1)且使 $\frac{1}{2} \|w^2\|$ 最小

收稿日期: 2005—10—08

作者简介: 涂宏斌(1979—), 男, 江西省南昌人, 华东交通大学研究生, 研究方向: 机器视觉.

的分类面就叫做最优分类面, H_1, H_2 上的训练样本点就称作支持向量. 而要求分类面对所有样本正确分类, 就是要求它满足条件(1).

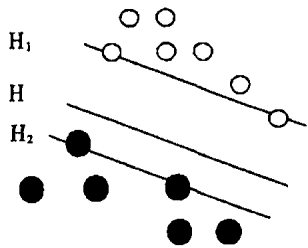


图 1 线性可分情况下的最优超平面

根据上述讨论, 最优超平面可以表示成如下的约束优化问题, 即在条件式(1)的约束下, 求函数 $\Phi(w) = \|w\|^2/2$

的最小值. 为此定义如下的 Lagrange 函数:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2}(\omega\omega^T) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i[(\omega x_i) + b] - 1\} \tag{3}$$

其中 $\alpha_i \geq 0$ 为 Lagrange 系数, 这里对 w 和 b 求 Lagrange 函数的极小值. 分别对 w 和 b 求偏微分并令它们等于 0, 就可以把原问题转化为如下对偶问题, 即在约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i \cdot \alpha_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, n \tag{4}$$

(其中 C 为惩罚因子) 下求解下列函数的最大值:

$$\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i - 1/2 \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \tag{5}$$

若 α_i 为最优解, 则有 $\omega^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$ $\tag{6}$

即最优分类面的权系数向量是训练样本向量的线性组合.

3 基于支持向量机的缺陷检测算法

3.1 算法简介

图 2 示出本算法的主要步骤. 首先, 提取出轴承表面缺陷区域和非缺陷区域的特征参数, 然后利用主成分分析法对这些特征参数降维, 再把降维后的特征参数送入支持向量机, 经训练形成支持向量和最优分类面, 并以此来处理待检图像. 实际上, 这是一个典型的两类对象的分类问题. 本文比较用两种图像特征提取方法(分别是基于主元分析的特征提取方法和基于离散余弦变换的特征提取方法)的处理效果.



图 2 检测算法的主要步骤

3.2 基于主元分析的特征提取方法

主成分分析方法就是将原来指标重新组成一组新的相互无关的几个综合指标来代替原来的指标, 同时根据实际情况, 从中取几个较少的综合指标来尽可能多地反映原来指标的信息. 这种将多个指标化为少数互相无关的综合指标的统计方法叫作主成分分析^[4]. 它也是数学上处理降维的一种方法.

1) 主成分分析方法基本思想: 通常数学上的处理就是将原来 P 个指标作线性组合, 作为新的综合指标. 如果将第一个线性组合所得的综合指标记为 F_1 . 自然希望 F_1 尽可能多地反映原来指标的信息. 这里的信息用什么来表达呢? 最经典的方法就是用 F_1 的方差来表达, 即 $Var(F_1)$ 越大, F_1 所包含的信息越多. 如果 F_1 不足以表达原来 P 个指标的信息, 就考虑选取 F_2 第二个线性组合, 依此类推, 可以造出第三主成分, 第四主成分……第 P 主成分. 因此在实际工作中, 常选取前面几个最大的主成分. 这样虽然会损失一部分信息, 但是由于我们抓住了主要矛盾, 因此在某些实际问题的研究中是可行的.

2) 一般主成分分析算法实施
有数据矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nm} \end{bmatrix}$$

(I) 计算数据矩阵 X 协方差矩阵 Σ 的估计值:
 $\hat{\Sigma} = (S_{ij}) = S$

其中: $S_{ij} = 1/(N-1) \sum_{k=1}^N (X_{ki} - \bar{X}_i)(X_{kj} - \bar{X}_j)$,
 $\bar{X}_i = 1/N \sum_{k=1}^N X_{ki}$

(II) 用雅可比法求 S 的特征根 λ_i 和相应的特征向量 $Li (i=1, \dots, m)$.

(III) 写出各主成分表达式:

$$Z_k = \sum_{j=1}^m L_{jk} (x_j - \bar{x}_j) \quad (k=1, \dots, m)$$

(IV) 根据累积贡献率的要求选取主成分的个数, 并对主成分进行解释

3.3 实验与总结

使用主成分分析提取特征时,本文使用 7×7 的滑动窗口遍历整幅图像^[5,6],将该窗口中的各像素值看作向量的组成元素,该向量代表 7×7 窗口中心点的特征,最后进行主元分析运算将 49 维向量降为 9 维向量.这样,既可以有效地提取出区域特征,又能减少运算量.之后分别在缺陷区域和非缺陷区域各选取 1 000 个 9 维特征向量训练支持向量机.图 3 是分类结果.

由于分类结果存在一定量的噪声,且中值滤波对细节多,特别是线、尖顶多的图像处理效果不佳,所以对图像进行了维纳滤波,在图 4 中示出.

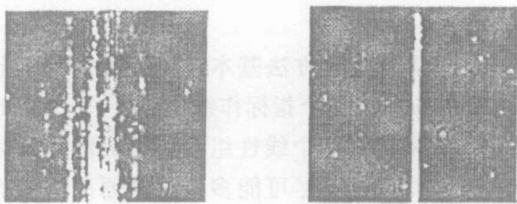


图 3 利用 PCA 降维后提取的图像

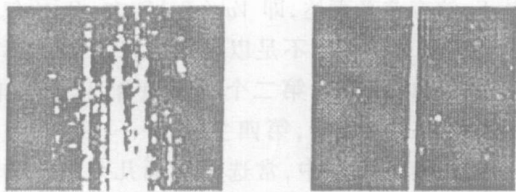


图 4 利用维纳滤波处理后的图像

结合图 3,4 看,应用主元分析的算法能够提取出刮擦缺陷的细节信息,可以较好地保留被检缺陷区域的细节信息.支持向量机是机器学习领域中的

一个新兴分支,由于它克服了传统理论过分注重训练样本的正确分类,所以有着更加优越的学习分类能力.

当然,本文算法尚有待完善的地方,首先,没有得出一种完善的特征提取方法,使得训练后的支持向量机对细小缺陷和大面积缺陷都能很好地分类.其次维纳滤波的效果很好,但是计算量很大所以速度受到影响.结果中还存在误检噪声点,找到运算速度快而且能较好消除这些噪声的算法,因此有一定的实用价值.

参考文献:

- [1] 王宇辉,倪晋平,马卫红,高明.基于计算机视觉的锥体零件尺寸在线检测算法[J].重型机械,2005(2):3-6.
- [2] SNEED WH, SMITH RL. On-board real-time railroad bearing defect detection and monitoring[A]. Proceedings of the 1998 ASME/IEEE Joint Rail Conference [C]. Philadelphia: ASME/IEEE, 1998. 149-153.
- [3] 刘直芳,游志胜,王运琼.基于 PCA 和 ICA 的人脸识别[J].激光技术,2004,28(1):78-82.
- [4] 吴平川,路同浚,孟宪超,等.带钢表面缺陷 CCD 检测方法的研究[J].黑龙江自动化技术与应用,1999,18(5):39-41,44.
- [5] 刘直芳,游志胜,王运琼.基于 PCA 和 ICA 的人脸识别[J].激光技术,2004,28(11):78-81.
- [6] 王 烁.火车滚动轴承故障判断与检修[J].铁道机车车辆,2001,4.

A algorithm of Bearing Defects Detection Based on Support Vector Machines

TU Hong-bin, ZHOU Xin-jian

(Research Lab CAD/CAM, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper expoles an algorithm about dearing surface defects detection by Support Vector Machines and principal component analysis that is the new branch of machine learning, in which the defective area and non-defective area are treated as two different textures and are sampled respectively to be learned, in order to reduce dimension, the image data can be processed by PCA. It is shown that this algorithm works well in defects detection.

Key words: surface defect; principal component analysis; support vector machines