



文章编号:1671-251X(2014)05-0030-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2014.05.008

赵弼龙,乔铁柱.基于支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法[J].工矿自动化,2014,40(5):30-33.

基于支持向量机红外图像分割的 输送带纵向撕裂检测方法

赵弼龙, 乔铁柱

(太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原 030024)

摘要:针对现有输送带纵向撕裂检测方法存在检测精度低、无法消除煤矿井下复杂环境的影响问题,提出了一种基于支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法。该方法首先采集输送带纵向撕裂红外图像,然后利用支持向量机对红外图像进行分割,最后通过计算撕裂像素点数目,准确检测出输送带纵向撕裂或预测纵向撕裂趋势。试验测试结果表明,采用该方法实现图像分割时间短,检测精度可达99.1%。

关键词:输送带;纵向撕裂;红外图像分割;支持向量机

中图分类号:TD634

文献标志码:A

网络出版时间:

网络出版地址:

Detection method of belt longitudinal tear based on
support vector machine and infrared image segmentation

ZHAO Bilong, QIAO Tiezhu

(Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System of Ministry of Education,
Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In view of problems of low detection precision of existing detection methods of belt longitudinal tear and difficulty to eliminate influence of coal mine complex environment, a detection method of belt longitudinal tear based on support vector machine and infrared image segmentation was proposed. Firstly, the infrared image of belt longitudinal tear is collected. Then, the infrared image is segmented by the method of support vector machine. Finally, the belt longitudinal tear or its tendency is tested accurately by calculating quantity of torn pixels. The test results show that the image segmentation time of the method is short and detection precision is high to 99.1%.

Key words: conveyor belt; belt longitudinal tear; infrared image segmentation; support vector machine

0 引言

输送带是煤炭运输系统的重要组成部分,是煤炭连续输送的主要设备,它的正常运转在煤矿安全

生产中发挥着重要作用。带式输送机的输送带在正常运行中不会发生纵向撕裂,纵向撕裂主要是输送带被危险源摩擦或刺穿所致。现有输送带纵向撕裂检测方法主要有棒形检测法、撕裂压力检测法、超声

收稿日期:2013-09-29;修回日期:2014-03-06;责任编辑:张强。

基金项目:教育部科技研究重点项目(210270)。

作者简介:赵弼龙(1988—),男,山西阳泉人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、新型传感器与智能控制、故障检测技术与煤矿电气自动化等,E-mail:289473993@qq.com。

波检测法^[1]、视觉检测方法^[2-3]等。由于煤矿井下工作环境复杂,存在大量的粉尘与水雾,导致上述方法的检测效果不理想。于是有学者提出了红外图像分割方法。红外图像分割是将红外图像分成各具特性的区域并保留有用目标、删除无用目标的技术和过程。由于目标红外图像具有对比度低、信噪比低、边缘模糊等特点,难以实现对红外图像目标的准确分割。

现有红外图像分割算法中应用较为广泛的是BP神经网络法^[4]。但是这种算法存在其自身局限性。BP神经网络法通过训练样本,改进权值,最终实现目标与背景分离,但其权值获得较难,需进行100次以上循环才可获得较理想的网络权值,且该方法无法避免局部极值问题,存在分割效果较差、检测时间较长的缺点。为此,本文提出了基于支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法,利用支持向量机对红外图像进行图像分割,通过计算撕裂像素点数目,判断是否发生纵向撕裂,或是否有发生纵向撕裂的趋势。

1 红外图像应用于纵向撕裂检测的理论支持

红外图像即反映红外热辐射强度的图像。任何温度大于绝对零度的物质均会产生红外热辐射,红外热辐射有很强的穿透尘雾的能力,基于此特性,运用红外图像进行纵向撕裂检测,可有效降低外界环境对检测精确性的影响。

通过建立理想的黑体模型,可获得红外辐射分布规律,利用该模型导出普朗克定律^[5]:

$$M_{\lambda 0} = 2\pi hc^2 \lambda^{-5} \frac{1}{\exp\left(\frac{hc}{\lambda kT}\right) - 1} \quad (1)$$

式中: $M_{\lambda 0}$ 为辐射度; $h=6.626\ 075\ 5\times 10^{-34}\text{ J}\cdot\text{s}$,为普朗克常量; c 为光速; λ 为波长; k 为玻尔兹曼常数; T 为温度。

由此绘制黑体红外辐射强度按波长分布的曲线,如图1所示。

输送带红外辐射强度按波长分布曲线只需在式(1)中引入发射率 $\epsilon(\lambda) = P(T)/P_b(T)$ ($0 < \epsilon(\lambda) < 1$)作为系数即可(其中, $P(T)$ 为输送带红外辐射强度; $P_b(T)$ 为理想状态下黑体的红外辐射强度)。因此,输送带红外辐射强度按波长分布曲线与图1近似。

纵向撕裂一般是因为输送带被危险源摩擦或刺穿所致,撕裂部位温度会有明显上升。当输送带的

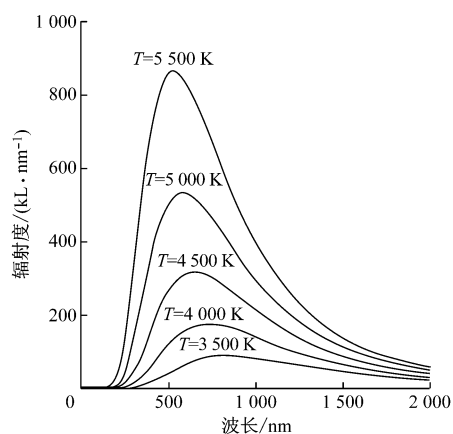


图1 黑体红外辐射强度在不同温度下按波长分布的曲线
表面处于正常工作状态时,表面温度基本相同,其红外辐射波长均相同,因此,其红外图像所呈现的灰度值趋于相同。而撕裂部位由于温度升高,其红外辐射强度较正常部位有明显增强,其红外图像灰度值也较正常部位的红外图像灰度值明显偏大。在红外图像中灰度值越大其颜色越接近白色,反之,灰度值越小其颜色越接近黑色。利用红外图像的这一特性可以判断输送带是否发生纵向撕裂。

2 基于支持向量机的红外图像分割

支持向量机是Cortes和Vapnik于1995年首先提出,建立在统计学理论的VC维理论和结构风险最小原理基础上,可根据有限的样本信息在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度,Accuracy)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力^[6]。其基本思想是通过非线性映射将原输入空间的样本映射到高维特征空间中,再从高维特征空间中构造最优分类超平面。用核函数取代高维特征空间中的点积,从而减少计算量与复杂度。贝叶斯决策规则从理论上解决了最优分类器的设计问题,其特点是结构风险最小化。

将支持向量机算法应用于图像分割中,目的是将撕裂区域与正常区域分类,从中提取出前景(需要区域),删除背景区域(不需要区域)。该算法将红外图像中的每一个像素点视为原输入空间的样本点,通过非线性映射 $\Phi: R^d \rightarrow H$ (其中, Φ 为映射关系; R 为原始输入空间; H 为高维特征空间; d 为原始输入空间映射到高维特征空间所需的乘方)映射到高维特征空间,避免噪声像素点或者异常像素点对分类器的影响,引入松弛变量。则对应的对偶问题变为

$$\begin{aligned} \max Q(\alpha) &= \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases}, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (2)$$

式中： $\max Q(\alpha)$ 为得到的最优解； α 为拉格朗日系数； x 为样本编号； y 为样本标签； $K(x_i, x_j)$ 为核函数； C 为惩罚因子，决定像素点带来的损失的重视度，选取适当的 C 值不仅可有效避免噪声像素点带来的影响，而且能成功找到正常像素点与撕裂像素点的分类器。

设求解得到的最优解为 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_l^*)^T$ ，则

$$w^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \Phi(x_i) \quad (3)$$

从而最终的最优分类函数为

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}(w^* \Phi(x) + b^*) = \\ &\text{sgn}\left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \Phi(x_i) \Phi(x) + b^*\right] = \\ &\text{sgn}\left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^*\right] \end{aligned} \quad (4)$$

式中： w 与 b 分别表示代表平面方程的一次项系数和常数项系数。由此函数可确定分类超平面。

基于支持向量机的输送带纵向撕裂红外图像分割算法流程如图 2 所示。

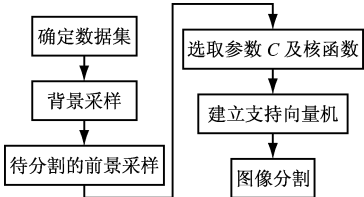


图 2 基于支持向量机的输送带纵向撕裂红外图像分割算法流程

(1) 选取 1 帧红外图像(本试验选取 256×256 像素点红外图像)的全部像素点作为数据集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$ ，其中， x_i 为像素点编号， y_i 为对应像素点标签。

(2) 将正常区域作为背景，标签为 -1，撕裂区域作为前景，标签为 1。分别采集背景和前景的 30 个像素点作为样本和训练集。

(3) 综合考虑训练集预测正确率和模型泛化能力两方面因素，核函数选用高斯核函数。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

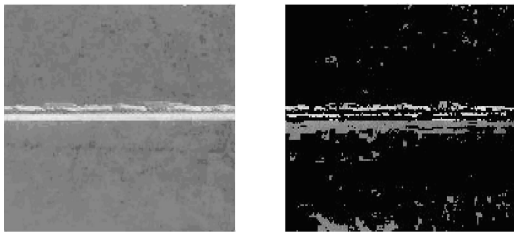
式中： σ 为尺度参数。

当 σ 趋于 0 时，拉格朗日乘子向量的所有分量

都大于 0，全部样本点都支持向量，此时高斯核的支持向量机必定可以对所有数据集数据正确分类，但泛化能力会很低，折中考虑，取 $\sigma = 0.9$ 。

为了减少计算时间，保证对像素点分类优化，利用交叉验证方法寻找最佳的参数 C 。

(4) 利用建立好的支持向量机对数据集进行预测，删除背景像素点后，分割效果如图 3 所示。

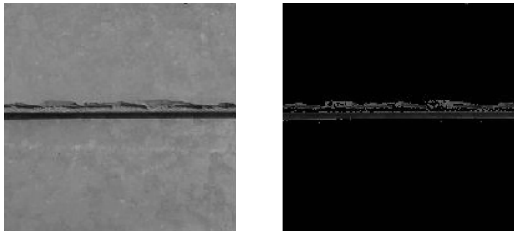


(a) 原始红外图像 (b) 支持向量机分割后的图像

图 3 基于支持向量机的输送带纵向撕裂原始红外图像分割效果

从图 3(b)可以看出，经支持向量机处理后得到的红外图像效果不理想，背景去除不完整，留下很多噪点，前景保留区域大于实际撕裂区域，处理后得到的撕裂边缘模糊。

鉴于对原始红外图像处理得到的效果较差，对反色红外图像进行分割，分割效果如图 4 所示。从图 4(b)可看出，分割效果良好，不仅去除了正常区域，而且完整地保留了撕裂区域以及由于输送带纵向撕裂而产生的毛边区域，边缘轮廓清晰。同时毛边的分割效果良好，因此，该图像分割方法不但适合用于发生纵向撕裂的输送带检测，同样可对纵向撕裂趋势进行预测。



(a) 反色红外图像 (b) 支持向量机分割后的图像

图 4 基于支持向量机的输送带纵向撕裂反色红外图像分割效果

经现场测试，基于支持向量机的输送带纵向撕裂红外图像分割时间为 1.92 s，完全符合在线检测的要求。

3 输送带智能纵向撕裂检测

经多次模拟不同程度的输送带纵向撕裂并采集多组红外图像，利用上述算法分割纵向撕裂处的图

像,研究纵向撕裂与红外图像撕裂像素点数目的关系,建立了以 256×256 像素为基准的反色红外图像阈值分析表,见表1。计算机只需计算撕裂像素点数目,通过设定的阈值即可对输送带纵向撕裂进行判断,实现输送带纵向撕裂智能检测的目的。

表1 撕裂像素点数与撕裂程度关系

撕裂像素点数	小于400	大于400;小于900	大于900
撕裂程度	未撕裂	有撕裂趋势	产生撕裂

4 试验结果

利用支持向量机可有效地将反色红外图像中的输送带撕裂部位分割出来。为对比支持向量机与BP神经网络对红外像素点分类的优劣性,做了如下试验。

从图像中随机选取20个像素点构成测试集,利用支持向量机对其预测,结果如图5所示。从图5可看出,预测精度为99.1095%,结果令人满意。

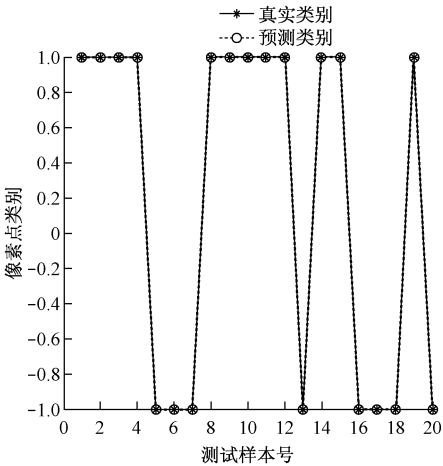


图5 支持向量机预测结果与实际结果对比

利用相同的训练集建立BP神经网络,对上述20个像素点构成的测试集进行预测,如图6所示。从图6可看出,预测精度为90.3066。对比图5、图6可看出,基于支持向量机的红外图像分割算法优于基于BP神经网络的红外图像分割算法,也从侧面说明支持向量机可有效解决BP神经网络存在的局部极值问题。

5 结语

针对传统输送带纵向撕裂检测方法检测精度低,无法消除煤矿井下复杂环境影响的问题,提出了采用支持向量机红外图像分割的输送带纵向撕裂检测方法,有效解决了低对比度、低信噪比下红外图像

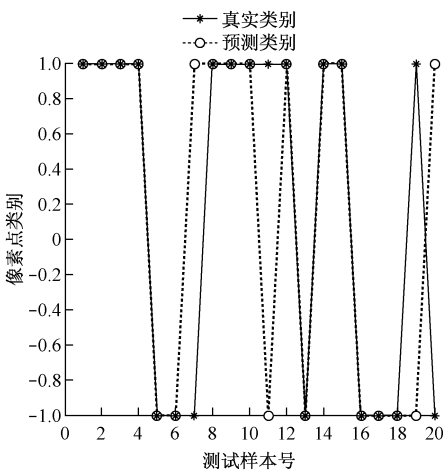


图6 BP神经网络预测结果与实际结果对比

分割难的问题,同时有效弥补了BP神经网络红外图像分割算法训练时间长、稳定性差、精度低以及存在局部极值问题的缺陷。

该方法还可根据撕裂像素点数快速、智能地对输送带纵向撕裂或输送带带有撕裂趋势作出预判,具有较好的实际应用价值。

参考文献:

[1] ZHU Aichun, HUA Gang, WANG Yongxing. The research on the detection method of belt deviation by video in coal mine[C]// 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer, Jilin, 2011: 430-433.

[2] TESSIER J, DUCHESNE C, BARTOLACCI G. A machine vision approach to on-line estimation of run-of-mine ore composition on conveyor belts [J]. Minerals Engineering, 2007, 20(12): 1129-1144.

[3] ZENG Q L, WANG L. The research of coal mine convey belt tearing based on digital signal processing [J]. American Journal of Engineering and Technology Research, 2011, 11(9): 1621-1625.

[4] YANG Bin, LIU Zhengjun, XING Ying, et al. Remote sensing image classification based on improved BP neural network[C]// .2011 International Symposium on Image and Data Fusion (ISIDF), Tengchong, 2011: 1-4.

[5] BONNET I, GABELLI J. Probing planck's law at home[J]. European Journal of Physics, 2010(11): 1463-1471.

[6] CRISTIANINI N, SHAWETAY J. An introduction to support vector machine and other kernel-based learning methods [M]. Cambridge: Cambridge university press, 2000.