

焊缝缺陷类型识别方法的研究

申清明, 高建民, 李成

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对焊缝射线检测图像中缺陷类型识别准确度较低的问题,提出了一种基于直接多类支持向量机的缺陷类型识别方法.该方法将焊缝缺陷类型识别问题转化为一个约束优化问题,采用由缺陷边缘特征和区域特征构成的特征向量对缺陷进行描述,解决了在实际训练样本较少的情况下,提高缺陷类型识别准确度的问题.实验表明,该方法的识别准确率为94.25%,比一对一支持向量机和多层感知神经网络的高,并且通过引入区域特征提高了特征组的缺陷描述能力.

关键词: 射线检测图像;缺陷类型识别;直接多类支持向量机

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)07-0100-04

Recognition of Weld Defect Types

SHEN Qingming, GAO Jianmin, LI Cheng

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To improve the recognition accuracy of weld defects in the radiographic image, a method based on direct multiclass support vector machine (SVM) is proposed to recognize the defect types, where the recognition of weld defects is regarded as a constrained optimization problem, and the edge-based features and region-based features of the weld defect are employed as the feature vector. This method solves the difficulty of achieving higher accuracy under a small training set. The experimental results demonstrate that the recognition accuracy of the method gets 94.25%, higher than that of the one-versus-one SVM and multi-layer perceptron (MLP) neural network, and the introduced region-based features improve the characterization capability of the feature group.

Keywords: radiographic image; recognition of weld defect; direct multiclass support vector machine

射线检测是焊缝内部缺陷的重要无损检测手段,而传统射线检测则无法满足自动化检测的需求,因此人们对射线检测的自动化进行了大量的研究.目前,焊缝缺陷自动识别的主要方法有专家系统^[1]、人工神经网络^[2-4]和支持向量机^[5-6]等.专家系统的主要难点在于知识的获取与表达比较困难,人工神经网络只有在样本趋于无穷大时其性能才能得到理论^[7]上的保证.支持向量机是一种专门针对小样本的识别方法,但传统的支持向量机只能进行两类分类,对于多类分类问题则需要根据实际问题构造多个子分类器.此外,现有的研究中大量采用缺陷边界

特征,对缺陷区域特征考虑较少,随着特征数量的增加,特征之间的相关性也随之增大,从而导致计算量增大,使识别准确度提高甚微^[8].

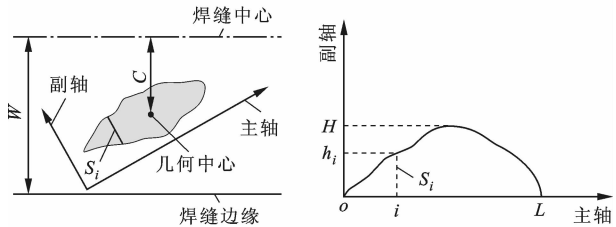
本文在总结现有研究的基础上,提出了基于直接多类支持向量机的缺陷类型识别方法(DMS-VM).该方法综合利用缺陷边界特征和区域特征对缺陷进行描述,并采用直接多类支持向量机对缺陷类型进行识别.

1 缺陷特征

缺陷特征主要分为边界特征和区域灰度特征.

缺陷边界形状仅仅从一个侧面反映了缺陷的类型,而缺陷内部区域则包含了大量与缺陷类型密切相关的信息. 本文采用 8 个特征对缺陷进行描述,其中 5 个与缺陷边界相关(长度,长径比,缺陷位置,缺陷两端尖锐度,缺陷边缘的粗糙度),其余 3 个与缺陷区域灰度相关(区域粗糙度,偏态,峰度),这 8 个特征描述了人眼无法辨识的缺陷区域所对应的三维灰度曲面的形貌特征.

图 1 显示了一个缺陷及其投影曲线的示意图,与缺陷边缘上最远两点连线平行的轴称为主轴,与主轴垂直的轴称为副轴(见图 1a). 图 1b 是图 1a 所示缺陷的投影曲线.



(a)缺陷 (b)投影曲线
C:缺陷与焊缝的中距;W:1/2 焊缝的宽度; S_i :副轴平行线与缺陷的相交线;L:缺陷在主轴上的最大投影;
 h_i : S_i 的长度; i :表示相交位置; H :缺陷宽度即在副轴上的最大投影

图 1 焊缝缺陷及其投影曲线

将本文提出的 8 个特征描述如下.

(1)缺陷边缘上最远两点之间的距离,即长度

$$L_e = L \tag{1}$$

(2)缺陷的长度与宽度之比,即长径比

$$A_r = L/H \tag{2}$$

(3)缺陷在焊缝中的位置

$$P_r = C/W \tag{3}$$

(4)缺陷两端的尖锐程度,即尖锐度

$$S_p = (A_1 + A_2)/A \tag{4}$$

式中: A 是缺陷的面积; A_1 、 A_2 分别表示主轴方向缺陷两端 1/4 长度所对应的面积.

(5)边缘粗糙度描述了缺陷边缘的不规则程度,即

$$R_e = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |h_{i+1} + h_{i-1} - 2h_i| \tag{5}$$

(6)区域粗糙度描述了缺陷区域的灰度波动程度,即

$$R_r = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{h_i-1} |\nabla^2 f| \tag{6}$$

$$\nabla^2 f = 8z_{i,j} - (z_{i-1,j-1} + z_{i-1,j} + z_{i-1,j+1} +$$

$$z_{i,j-1} + z_{i,j+1} + z_{i+1,j-1} + z_{i+1,j} + z_{i+1,j+1})$$

式中: $z_{i,j}$ 表示图 1b 中曲线与主轴围成的区域内对应像素点的灰度值.

(7)偏态用来描述 S_i 对应灰度曲线的对称性(见图 2),即

$$K_s = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^L = \frac{2(x_3^i + x_1^i - 2x_2^i)}{x_3^i - x_1^i} \tag{7}$$

当 $x_3^i - x_1^i = 0$ 时,取

$$\frac{2(x_3^i + x_1^i - 2x_2^i)}{x_3^i - x_1^i} = 0$$

式中: x_1^i 、 x_2^i 和 x_3^i 是 S_i 上的 3 个点的位置坐标,它满足

$$\sum_{j=0}^{x_1^i} f_j = \frac{1}{4} \sum f; \sum_{j=0}^{x_2^i} f_j = \frac{1}{2} \sum f; \sum_{j=0}^{x_3^i} f_j = \frac{3}{4} \sum f$$

式中: f_j 表示 S_i 上像素点 j 对应的灰度值; $\sum f$ 表示 S_i 上所有像素点的灰度值之和.

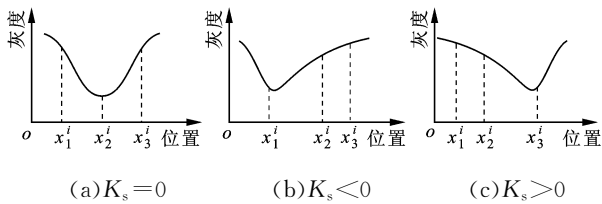


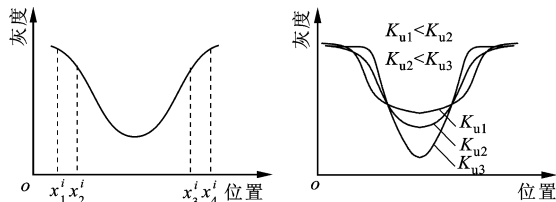
图 2 灰度曲线的偏态

(8)峰度表示 S_i 对应灰度曲线的波谷的楔度(见图 3),即

$$K_u = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^L = \frac{x_3^i - x_2^i}{x_4^i - x_1^i} \tag{8}$$

当 $x_4^i - x_1^i = 0$ 时,取 $\frac{x_3^i - x_2^i}{x_4^i - x_1^i} = 0$. 其中, x_1^i 、 x_2^i 、 x_3^i 和 x_4^i 是 S_i 上的 4 个点的位置坐标(见图 3a),且满足

$$\sum_{j=0}^{x_1^i} f_j = \frac{1}{10} \sum f; \sum_{j=0}^{x_2^i} f_j = \frac{1}{4} \sum f$$
$$\sum_{j=0}^{x_3^i} f_j = \frac{3}{4} \sum f; \sum_{j=0}^{x_4^i} f_j = \frac{9}{10} \sum f$$



(a)灰度曲线上点的坐标 (b)3 条不同峰度的曲线

图 3 灰度曲线的峰度

2 识别与评估方法

2.1 缺陷识别方法

支持向量机(SVM)是由 Vapnik 提出来的,该方法基于统计学习理论,专门针对小样本分类. SVM 将输入样本映射到高维空间,然后找出一个最优决策面,使训练集的识别误差最小. 传统的 SVM 只能进行两类分类,因而对于多类分类问题需要采用多个 SVM 进行扩展,扩展方法主要有一对一支持向量机(OVOSVM)和一对多支持向量机(OVRSVM). 假设有 k 类样本,OVOSVM 构造 $k(k-1)/2$ 个子分类器,每个子分类器对应 2 个类,统计每个子分类器的分类结果,将数目最多的类作为被识别样本的类;OVRSVM 构造 k 个子分类器,每个子分类器将 1 个类与其他的类分开,将最大输出结果对应的类作为测试样本的类.

本文采用由 Crammer 和 Siger 提出的直接支持向量机对缺陷进行分类(DMSVM)的方法,将多类分类问题作为一个约束优化问题进行处理. 设训练样本为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, \dots, n, n$ 是样本数量, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$ 是输入向量, d 是输入向量的维数, y_i 是类编号.

DMSVM 解决如下问题

$$\begin{aligned} \min_{\{\mathbf{w}_m\}, \{\xi_i\}} & \frac{1}{2} \sum_m \|\mathbf{w}_m\|^2 + B \sum_i \xi_i, \quad B > 0 \\ \text{s. t.} & \quad \mathbf{w}_{y_i}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{w}_m^T \mathbf{x}_i \geq e_i^m - \xi_i \quad \forall m, i \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{w}_m$ 是与类 m 相关的权重向量; B 为惩罚系数. $e_i^m = 1 - \delta_{y_i, m}$, 如果 $y_i = m$, 则 $\delta_{y_i, m} = 1$, 如果 $y_i \neq m$, 则 $\delta_{y_i, m} = 0$. 在式(9)中约束 $m = y_i$ 与非负约束 $\xi_i \geq 0$ 相对应. 分类决策函数为 $\arg \max_m \mathbf{w}_m^T \mathbf{x}$, 与 OVOSVM 和 OVRSVM 不同, DMSVM 不需要根据实际样本对支持向量机进行扩展,可以直接对支持向量机进行训练,具体识别流程如图 4 所示,描述如下.

- 步骤 1 从缺陷样本中提取文中的 8 个缺陷特征.
- 步骤 2 对提取的数据集进行预处理,将每个特征变换到 $[-1, 1]$ 的范围,从而降低大数据对小数据的影响.
- 步骤 3 采用模拟统计采样,并选取一部分样本作为训练集,其余样本作为测试集,选取过程中保证每个集合中包含所有的缺陷类型.
- 步骤 4 采用 5 倍交叉验证找出最佳惩罚系数 B , 然后利用选定的惩罚系数和整个训练集重新对支持向量机进行训练.
- 步骤 5 用测试集测试 DMSVM 的识别精度.

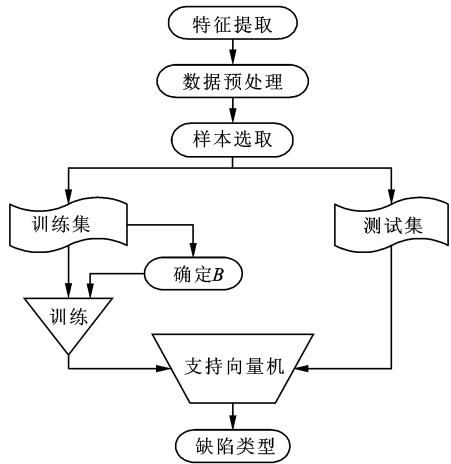


图 4 缺陷类型的识别流程

2.2 模拟统计评估

常用的分类能力评价方法有随机采样、交叉验证和模拟统计. 因为在样本相对较小的情况下,模拟统计的评估精度较为精确,所以采用模拟统计^[9]对识别精度进行评估

$$a = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b (0.632\delta_i + 0.368\delta_c) \quad (10)$$

式中: δ_i 表示第 i 个测试集的测试精度; δ_c 表示最佳测试精度,即将整个数据集同时作为训练集和测试集; b 表示模拟统计实验的次数.

3 实验

本文采用 172 个样本,其中 5 类缺陷包含了 56 个气孔、42 个夹渣、26 个未焊透、31 个未熔合和 17 个裂纹,取训练集样本数为 115,测试集数为 57. 为了评估本文方法的识别精度,将本文方法与 OVOSVM 和多层感知神经网络(MLPNN)方法进行了对比. 实验中 3 种分类方法采用相同的训练集和测试集.

采用 LIBLINERAR1.4^[10] 中的多类直接支持向量机对缺陷样本进行识别. 在对比实验中,采用 OVOSVM 对样本进行识别,每两类构造 1 个子分类器,一共构造了 10 个子分类器. 在测试过程中,统计 10 个子分类器的输出结果,将出现次数最多的类作为被测样本的类. 采用 3 层感知神经网络对样本进行识别,神经网络的输入、输出节点数分别与样本的特征维数和样本的种类数相同. 采用 BP 算法对神经网络进行训练,通过实验确定最佳隐含节点数为 32. 表 1 表明 OVOSVM、MLPNN 和 DMSVM 的模拟统计评估精度分别为 93.88%、93.35% 和 94.25%.

表 1 3 种方法识别精度的评估结果 %

	OVOSVM		MLPNN		DMSVM	
	δ_i	δ_c	δ_i	δ_c	δ_i	δ_c
实验 1	92.98	98.25	91.23	100	92.98	98.25
实验 2	91.23	98.25	87.72	100	94.74	98.25
实验 3	87.72	98.25	92.98	100	91.23	98.25
实验 4	91.23	98.25	85.96	100	92.98	98.25
实验 5	92.98	98.25	87.72	100	87.72	98.25
实验 6	91.23	98.25	91.23	100	91.23	98.25
a	93.88		93.35		94.25	

此外,为了评估本文缺陷特征的描述能力,与 Wang^[4]提出的 12 个特征进行了比较,分别采用 3 种方法对 Wang 提出的特征分类能力进行了测试.从表 2 中可以看出,本文所提特征与 Wang 所提特征的描述能力相近,但本文所提特征的数量仅为 Wang 所提特征的 2/3.同时,两组特征的对比实验表明,DMSVM 的识别精度比 OVOSVM 和 MLPNN 的识别精度要高.

表 2 特征组分类能力的比较

特征组	测试精度/%		
	OVOSVM	MLPNN	DMSVM
文献[4]	93.72	93.35	94.16
本文	93.88	93.35	94.25

4 结 论

本文提出了一种基于直接多类支持向量机的缺陷类型识别方法.实验表明,DMSVM 的识别精度要高于 OVOSVM 和 MLPNN 的识别精度,而且 DMSVM 无需根据实际样本来构造分类器,使用起来较为方便.此外,本文在特征数量仅为文献[4]所提特征数量 2/3 的情况下,达到了与文献[4]所提特征相当的描述能力,表明缺陷区域特征的引入增强了缺陷特征组的描述能力.

参考文献:

[1] LIAO T W. Classification of welding flaw types with fuzzy expert systems [J]. Expert Systems with Applications, 2003,25(1):101-111.

[2] LIM T Y, RATNAM M M, KHALID M A. Automatic classification of weld defects using simulated data and an MLP neural network [J]. Insight, 2007,49(3):154-159.

[3] MERY D, DASILVAR R, CALOBAL P, et al. Pattern recognition in the automatic inspection of aluminum castings [J]. Insight, 2003,45(7):475-483.

[4] WANG G, LIAO T W. Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images [J]. NDT & E International, 2002,35(8):519-528.

[5] ZHANG Xiaoguang, ZHU Zhencai, XU Jihua, et al. The classification algorithm of defects in weld image based on asymmetrical SVM [C]//International Conference on Control and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005:1215-1219.

[6] ZHANG Xiaoguang, XU Jianjian, GE Guangying. Defects recognition on X-ray images for weld inspection using SVM [C]//Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004:3721-3725.

[7] 边肇祺,张学工. 模式识别 [M]. 第 2 版. 北京:清华大学出版社,2000.

[8] SILVA R R, CALA L P, SIQUEIRA M H S, et al. Pattern recognition of weld defects detected by radiographic test [J]. NDT & E International, 2004,37(6):461-470.

[9] EFRON B, TIBSHIRANI R J. An introduction to the bootstrap [M]. London,UK:Chapman & Hall, 1997.

[10] HSU C W, CHANG C C, LIU C J. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. [2010-03-20]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/liblinear/>.

[本刊相关文献链接]

焊缝缺陷的水淹没分割算法. 西安交通大学学报, 2010,44(3):90-94.

复杂体制雷达辐射源信号时频原子特征提取方法. 西安交通大学学报, 2010,44(4):108-113.

利用小波分解和支持向量机的心理意识真实性识别研究. 西安交通大学学报, 2010,44(4):119-124.

一类支持向量机的设备状态自适应报警方法. 西安交通大学学报, 2009,43(11):61-65.

(编辑 管咏梅)