

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905312

# 基于动态免疫模糊聚类的金属焊缝缺陷等级磁记忆识别模型\*

邢海燕<sup>1</sup>, 陈玉环<sup>1</sup>, 李雪峰<sup>2</sup>, 王朝东<sup>1</sup>, 徐成<sup>1,3</sup>

(1. 东北石油大学 机械科学与工程学院 大庆 163318; 2. 大庆石化建设有限公司大庆 163714;  
3. 齐齐哈尔大学 机电工程学院 齐齐哈尔 161006)

**摘要:**针对焊缝应力集中及隐性损伤等级的磁记忆定量识别难题,提出一种基于免疫优化的动态模糊聚类模型。以 Q235 钢预制未焊透焊缝试件为试验材料,进行疲劳拉伸试验,对比 X 射线同步检测结果与定量标准,提取不同等级的磁记忆信号特征参数向量,考虑试验数据在焊缝缺陷各等级临界状态识别上的模糊、不确定性,引入动态模糊聚类算法,通过输出阈值  $\lambda$  获得初始模糊聚类划分,进一步考虑动态模糊聚类算法易陷入局部最优值等问题,采用具有全局搜索和并行能力的免疫算法进行优化,获得最优阈值  $\lambda$ ,最终建立免疫优化的动态模糊聚类模型。验证结果表明,该模型预测损伤等级准确率达 90%,为实际工程焊缝缺陷等级评定与设备安全定量评价提供新思路。

**关键词:** 金属磁记忆; 焊缝缺陷; 免疫算法; 动态模糊聚类

**中图分类号:** TH131.2 TG441.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 430.25

## Magnetic memory identification model of metal weld defect levels based on dynamic immune fuzzy clustering

Xing Haiyan<sup>1</sup>, Chen Yuhuan<sup>1</sup>, Li Xuefeng<sup>2</sup>, Wang Zhaodong<sup>1</sup>, Xu Cheng<sup>1,3</sup>

(1. School of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;  
2. Daqing Petrochemical Construction Co., Ltd., Daqing 163714, China; 3. College of Mechanical and Electrical Engineering, Qiqihaer University, Qiqihaer 161006, China)

**Abstract:** Aiming at the difficulties of weld stress concentration and magnetic memory quantitative identification on weld latent defect levels, a dynamic fuzzy clustering model based on immune optimization algorithm is presented. The steel Q235 plate specimens with preformed incomplete penetration weld were used as the test materials, and the fatigue tensile experiments were carried out. By comparing with the X-ray synchronous test results and quantitative standard, the metal magnetic memory (MMM) signal characteristic parameter vectors for different defect levels are extracted. Considering the fuzzy and uncertainty of MMM test data in critical state identification of different weld defect levels, a dynamic fuzzy clustering algorithm (DFCA) is introduced. By outputting the threshold  $\lambda$ , the initial fuzzy clustering classification is obtained. Furthermore, considering the problem that the DFCA is easy to fall into the local optimum, the immune algorithm with global search and parallel ability is used to optimize the DFCA to obtain an optimal threshold  $\lambda$ . Finally, the dynamic fuzzy clustering model based on immune optimization is established. The verification results show that the defect level prediction accuracy of the proposed model reaches 90%, which provides a new idea for the evaluation on the weld defect levels and the quantitative evaluation on the equipment safety in practical engineering.

**Keywords:** metal magnetic memory; weld defect; immune algorithm; dynamic fuzzy clustering

## 0 引言

焊缝作为一种常见结构广泛存在于各类设备中,由于焊接过程中焊接缺陷和残余应力的存在,投产运行后焊缝极易产生泄漏,进而引发安全事故,因此对在役设备的焊缝早期诊断尤为重要。目前,传统的无损检测方式无法准确检测出应力集中和隐性损伤缺陷,只能对成型的宏观裂纹进行评估,因此对焊缝早期隐性损伤临界状态判定以及缺陷等级识别成为目前急需解决的一个难题。

目前,国内外学者利用磁记忆检测技术在焊缝缺陷检测与评价方面展开大量研究。俄罗斯学者 Dubov<sup>[1-3]</sup>首次提出将金属磁记忆(metal magnetic memory, MMM)检测技术,作为一种新的无损检测方法,通过探测铁磁性构件表面的磁场信息,不但能发现宏观裂纹,还能探测应力集中及早期隐性损伤。El-Abbasy等<sup>[4]</sup>采用蒙特卡洛法建立了基于综合仿真和网络分析法的油气管道状态评价模型。任吉林等<sup>[5]</sup>提出了二维磁记忆信号检测方法,采用相对峰值判断试件的应力集中区。刘斌等<sup>[6-7]</sup>利用线性增强平面波法建立力磁耦合模型,分析了临界屈服点处磁记忆信号特性情况,以及应力集中与漏磁场之间的关系。张卫民等<sup>[8]</sup>针对磁记忆检测易受外界磁场干扰的问题,提出强化磁激励场的方法以提高磁记忆检测灵敏度和可靠性。黄海鸿等<sup>[9-10]</sup>介绍了磁记忆技术在构件损伤程度判定和修复质量评价方面的应用,并将主成分分析法与遗传算法优化神经网络法结合,对载荷、缺陷宽度及深度进行定量识别。Xu等<sup>[11]</sup>通过拉伸疲劳试验对位错与切向磁记忆信号间的关系进行研究,解释了不同疲劳阶段下磁信号表征状态。何峰等<sup>[12]</sup>将欧拉法反演方法与磁记忆技术结合,对油气管道应力集中区进行定量反演。陈海龙等<sup>[13-14]</sup>通过计算磁梯度模量与梯度局部波数极值点,得到应力集中边界与中心位置的对应关系,提出形态滤波与经验模态分解组合的方法消除干扰噪声,以得到高精度的磁记忆梯度张量数据;笔者等<sup>[15]</sup>建立了基于无偏灰色模糊加权马尔科夫链焊缝隐性损伤状态定量预测模型。但是磁记忆检测过程中干扰因素较多,数据存在分散性、波动性及模糊性等问题,造成焊缝应力集中及隐性损伤等级划分困难。针对这一难题,本文以预制未焊透缺陷的 Q235 钢为试验材料进行疲劳拉伸试验,并引入 X 射线同步检测作为定量参考标准,通过提取不同阶段磁记忆信号特征参数,利用免疫优化的动态模糊聚类算法,建立焊缝缺陷等级磁记忆定量识别模型,区分焊缝缺陷的临界状态,对于实际工程中焊缝缺陷等级评定与设备安全定量评价提供理论依据与新思路。

## 1 试验研究

### 1.1 试验方法

焊接试件材料为 Q235 钢,焊丝为 H08Mn2SiA,试件厚度为 6 mm,其余尺寸如图 1 所示。为控制裂纹生成位置及扩展方向以便观察,在焊缝中间预制长 15 mm,宽 1 mm 的未焊透焊缝缺陷。使用 QBG-300 型高频疲劳试验机,如图 2 所示,对试件进行疲劳拉伸试验,静载 30 kN,动载 15 kN。在试验过程中,每循环到一定千周,采用 TSC-5 M-32 型金属磁记忆检测仪进行磁记忆信号检测,检测路径为沿焊缝方向的纵向测试线 L1、L2、L3 和垂直焊缝方向的横向测试线 V1、V2、V3。

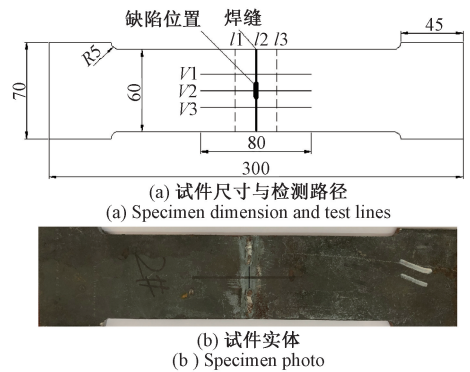


图1 试件尺寸、检测路径与实体

Fig.1 Specimen dimension, test lines and photo



图2 试验装置

Fig.2 Experiment device

通过同步 X 射线检测结果对比观察试验过程,焊缝缺陷变化可分为:正常状态、隐性损伤萌生(隐性裂纹长约 2~3 mm)、未穿透性裂纹及穿透性裂纹 4 个过程。为保证检测结果更加准确,焊缝缺陷磁记忆检测试验选取 14 组作为训练样本,20 组作为测试样本进行测试。

### 1.2 试验结果

焊接过程中未焊透缺陷 X 射线检测结果如图 3 所示,图 3(a)为循环周次 30 kc 的正常状态 X 射线图;图 3(b)为循环周次 650 kc 的隐性裂纹萌生 X 射线图,图中箭头所指处为预制缺陷右侧萌生疲劳裂纹,裂纹长

度约 2 mm;图 3(c)为循环周次 1 020 kc 的未穿透性裂纹 X 射线图;图 3(d)为循环周次 1 209 kc 的穿透性裂纹 X 射线图。将 X 射线检测结果与磁记忆检测结果相对比,更能准确可靠地判断焊缝早期隐性损伤的发展,同时为焊缝缺陷等级的磁记忆定量识别提供对照依据。

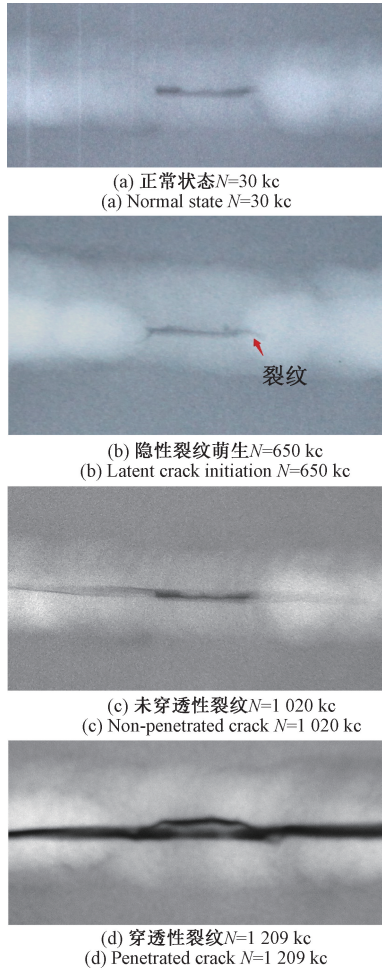


图 3 X 射线检测图

Fig.3 X-ray test photos

不同循环周次下的切向、法向磁记忆分量及其梯度的对比,如图 4 所示,对照图 3 的 X 射线检测结果,其中循环周次 30、650、1 020、1 209 kc 分别对应正常状态、隐性损伤萌生、未穿透性裂纹及穿透性裂纹 4 个阶段,当疲劳循环周次达到 1 209 kc 时试件裂纹已穿透性断裂,磁记忆信号切向分量  $H_p(x)$  出现明显极值,法向分量  $H_p(y)$  及切、法向梯度均出现剧烈跳变,符合磁记忆信号检测的判据特征。但除了穿透性裂纹以外,正常状态、隐性裂纹萌生和未穿透性裂纹的磁记忆信号区分并不明显,因而无法提取隐性损伤萌生与未穿透性裂纹的临界特征,进而无法正确定量识别与评价焊缝缺陷等级。

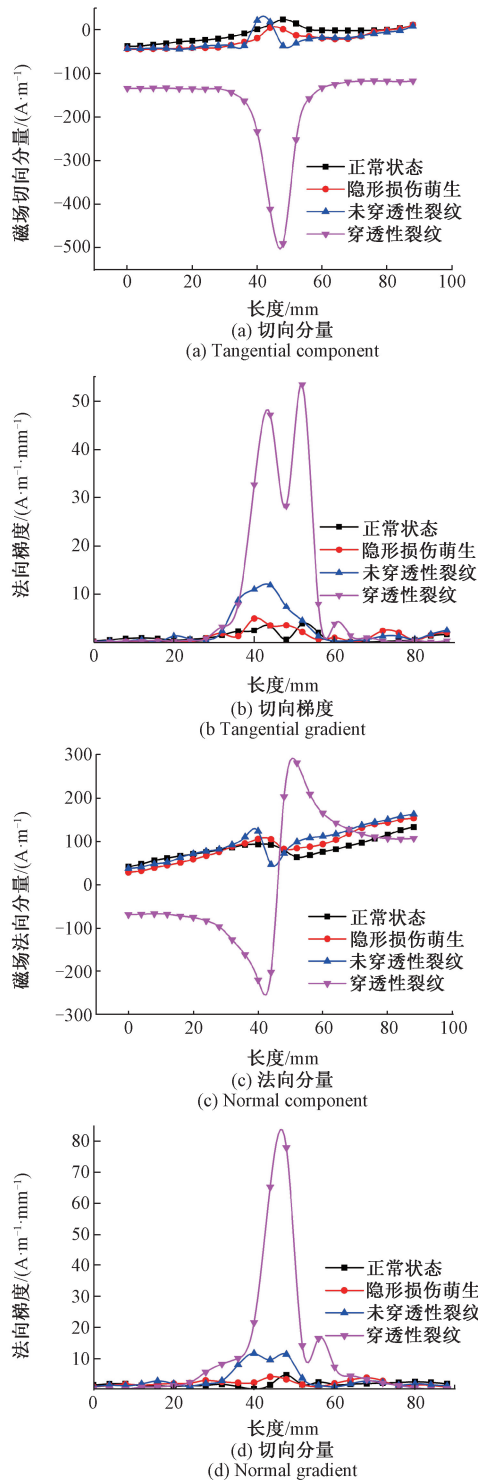


图 4 不同损伤等级下未焊透试件的金属磁记忆参数分布规律  
Fig.4 MMM parameter distribution of the specimens with non-penetrated crack in different damage levels

针对试验数据在焊缝缺陷各等级临界状态识别上的模糊和不确定性,考虑动态模糊聚类算法不需事先确定聚类数,通过模糊聚类分析描述样本归属不同类别的不



确定程度,同时考虑到每个特征指标的特点及其对分类决策的影响,使最后的分类结果具有更好的模糊相似关系,为此本文引入动态模糊聚类,解决磁记忆参数分类效果模糊不确定性的难题。

## 2 免疫优化的动态模糊聚类

动态模糊聚类算法(dynamic fuzzy clustering algorithm, DFCA)是根据客观事物间的特征、亲疏程度以及相似性,对客观事物进行分类,通过建立模糊相似关系,动态确定样本集合的亲疏程度,使样本的分类由定性走向量化。但是动态模糊聚类算法易陷入局部最优值和分类等级数不定的难题,本文进一步引入免疫算法对个体的亲和度进行评价,根据亲和度和抗体浓度选择进行免疫操作的个体,增大群体的多样性,保证算法终止时得到的结果为全局最优解,并确定最佳分类等级数,提高分类准确性。

### 2.1 动态模糊聚类算法

动态模糊聚类能快速初步估计出样本所属类别,通过迭代计算模糊相似关系矩阵,不断更新所属类别和分布参数,直至迭代收敛。通过试验发现各等级间磁记忆信号存在模糊性和不确定性,无法给出严格的分类界限,缺少有效解决信号间模糊关系的量化方法。针对这一问题,通过建立模糊相似矩阵和传递闭包,利用不同阈值 $\lambda$ 对初始数据集进行动态模糊聚类。设论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为样本空间,样本总数 $n$ ,每个样本对应 $m$ 个特征,即 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ ,可得到原始数据矩阵 $(x_{ij})_{n \times m}$ ,其中 $x_{ij}(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ 表示第 $i$ 个样本第 $j$ 个特征指标。不同的数据对应不同的量纲,为了使不同的量纲也能进行比较,需要对数据做适当的变换,即对原始数据进行标准化处理,采用式(1)平移-极差变换公式,将数据压缩到区间 $[0, 1]$ 标准化矩阵。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min\{x_{ij} | 1 \leq i \leq n\}}{\max\{x_{ij} | 1 \leq i \leq n\} - \min\{x_{ij} | 1 \leq i \leq n\}} \quad (1)$$

采用绝对值减数法-欧氏距离,计算样本 $x_i$ 与 $x_j$ 的相似度 $r_{ij}$ 为:

$$\begin{cases} r_{ij} = 1 - cd(x_i, x_j) \\ d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $d(x_i, x_j)$ 表示样本 $x_i$ 与 $x_j$ 的欧氏距离; $c$ 为权值参数,使得 $0 \leq r_{ij} \leq 1$ ,本文 $c$ 取0.1。

在相似度 $r_{ij}$ 基础上建立样本的模糊相似矩阵 $R(x_i, x_j)$ :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

由于 $R$ 一般只满足自反性和对称性,为了进行模糊聚类分析,须将 $R$ 改造成模糊等价矩阵 $t(R)$ ,即 $R$ 的传递闭包 $t(R)$ 。利用式(4)平方法依次计算,求出包含该模糊相似矩阵 $R$ 的等价矩阵 $t(R)$ 。

$$R \rightarrow R \cdot R \rightarrow (R^2)^2 \rightarrow \cdots (R^2)^k \rightarrow \cdots \quad (4)$$

在已建立的模糊等价关系中,对 $R$ 的传递闭包 $t(R)$ 进行模糊聚类,为能够客观反映样本数据集的聚类状态,引入阈值 $\lambda \in [0, 1]$ ,作 $R$ 的 $\lambda$ 截矩阵 $R_\lambda = (\lambda_{rij})_{n \times n}$ ,因不同阈值 $\lambda$ 对应不同的分类等级数,因此可以达到动态分类的目的,如式(5)所示。

$$\lambda_{rij} = \begin{cases} 1, & r_{ij} \geq \lambda \\ 0, & r_{ij} < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

根据式(5)初始划分聚类数据集,可获得显示动态模糊聚类的分类结果。但由于阈值 $\lambda$ 取值不同,分类等级数也不同,因此需要进一步进行最佳聚类分析,以优化阈值 $\lambda$ ,获得最佳等级分类结果与分类等级数。

### 2.2 免疫优化的动态模糊聚类

考虑动态模糊聚类算法易陷入局部最优值和分类等级数不定的缺点,结合免疫算法全局收敛性、多样性及并行性等特点,通过动态模糊聚类算法建立初始划分聚类数据集后,将高维样本映射到二维平面,使样本之间的欧氏距离趋近于模糊相似性,根据抗体亲和度的高低,确定最佳阈值 $\lambda$ ,获得全局最优解和最佳分类等级数,输出最优聚类划分。

免疫优化的动态模糊聚类算法流程如图5所示,具体实现过程如下:

1) 根据磁记忆参数赋予样本坐标值,执行动态模糊聚类算法,通过上述式(1~3)建立模糊相似矩阵,依据式(4~5)计算传递闭包矩阵 $t(R)$ 的 $\lambda$ 截矩阵,得到阈值 $\lambda$ ,输出初始聚类划分;

2) 采取二进制编码,得到初始种群;

3) 测算抗体间亲和度:  $aff(x_i, x_j) = \frac{1}{1 + d(x_i, x_j)}$ ;

4) 判断是否满足终止条件,如满足则利用亲和度高的抗体分类,确定最佳阈值 $\lambda$ ,输出最优聚类划分,否则继续寻优计算;

5) 计算抗体浓度和激励度,其中抗体浓度为:

$den(x_i, x_j) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N R(x_i, x_j)$ , 激励度为:  $sim(x_i, x_j) =$

$a \cdot aff(x_i, x_j) - (1 - a) \cdot den(x_i, x_j)$ ,  $a$ 为计算参数;

6) 选择亲和度高、抗体浓度低的抗体,进行免疫操作;

7) 种群刷新,生成的新抗体代替种群中激励度较低

的抗体,形成新一代抗体,转步骤 3)。

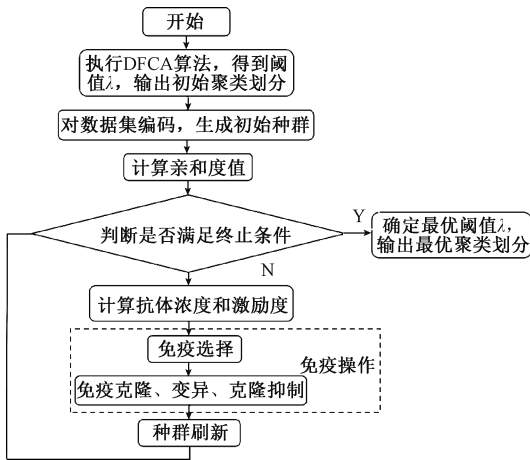


图 5 免疫优化的动态模糊聚类算法流程

Fig.5 The flow chart of DFCA optimized by immune algorithm

### 3 模型建立与验证

#### 3.1 磁记忆特征参数提取

由于单一的磁记忆特征参量无法准确判别焊缝缺陷的临界状态,为提高判断的准确性,因此有必要引入多维磁记忆参量对焊缝缺陷进行分类。通过大量的试验观察,综合提取以下 3 种磁记忆信号临界特征参数。

1) 磁场强度峰峰值  $\Delta H_p$ 。

$$\Delta H_p = H_{p_{max}} - H_{p_{min}} \quad (6)$$

式中: $H_{p_{max}}$ 、 $H_{p_{min}}$  分别为磁记忆信号在缺陷附近区域的最大值、最小值。

2) 法向或切向梯度  $K_m$ 。

$$K_m = |H_p(m + 1) - H_p(m)| / \Delta L \quad (7)$$

式中: $m$  为采样点序号; $H_p(m + 1)$  和  $H_p(m)$  表示相邻 2 个采样点处的法向磁场强度,单位均为 A/m; $\Delta L$  为相邻 2 个采样点间的距离,单位为 mm。

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & 0.997 & 1 & 0.993 & 1 & 0.995 & 2 & 0.925 & 6 & 0.910 & 2 & 0.879 & 2 & 0.876 & 1 & 0.815 & 0 & 0.759 & 6 & 0.795 & 3 & 0.734 & 2 & 0.716 & 3 & 0.713 & 7 \\ 0.997 & 1 & 1.000 & 0 & 0.995 & 4 & 0.995 & 8 & 0.928 & 5 & 0.913 & 1 & 0.882 & 0 & 0.879 & 0 & 0.817 & 9 & 0.762 & 5 & 0.798 & 2 & 0.737 & 1 & 0.719 & 2 & 0.716 & 6 \\ 0.993 & 1 & 0.995 & 4 & 1.000 & 0 & 0.997 & 4 & 0.932 & 5 & 0.917 & 1 & 0.886 & 1 & 0.883 & 0 & 0.821 & 9 & 0.766 & 5 & 0.802 & 2 & 0.741 & 1 & 0.723 & 2 & 0.720 & 6 \\ 0.995 & 2 & 0.995 & 8 & 0.997 & 4 & 1.000 & 0 & 0.929 & 9 & 0.914 & 5 & 0.883 & 5 & 0.880 & 4 & 0.819 & 3 & 0.763 & 9 & 0.799 & 6 & 0.738 & 5 & 0.720 & 6 & 0.718 & 0 \\ 0.925 & 6 & 0.928 & 5 & 0.932 & 5 & 0.929 & 9 & 1.000 & 0 & 0.984 & 6 & 0.953 & 5 & 0.950 & 5 & 0.889 & 4 & 0.834 & 0 & 0.869 & 7 & 0.808 & 6 & 0.790 & 7 & 0.788 & 1 \\ 0.910 & 2 & 0.913 & 1 & 0.917 & 1 & 0.914 & 5 & 0.984 & 6 & 1.000 & 0 & 0.968 & 9 & 0.965 & 9 & 0.904 & 8 & 0.849 & 4 & 0.885 & 1 & 0.824 & 0 & 0.806 & 1 & 0.803 & 5 \\ 0.879 & 2 & 0.882 & 0 & 0.886 & 1 & 0.883 & 5 & 0.953 & 5 & 0.968 & 9 & 1.000 & 0 & 0.989 & 1 & 0.935 & 8 & 0.880 & 4 & 0.916 & 1 & 0.855 & 1 & 0.837 & 2 & 0.834 & 5 \\ 0.876 & 1 & 0.879 & 0 & 0.883 & 0 & 0.880 & 4 & 0.950 & 5 & 0.965 & 9 & 0.989 & 1 & 1.000 & 0 & 0.938 & 9 & 0.883 & 5 & 0.919 & 2 & 0.858 & 1 & 0.840 & 2 & 0.837 & 6 \\ 0.815 & 0 & 0.817 & 9 & 0.821 & 9 & 0.819 & 3 & 0.889 & 4 & 0.904 & 8 & 0.935 & 8 & 0.938 & 9 & 1.000 & 0 & 0.944 & 6 & 0.980 & 3 & 0.919 & 2 & 0.901 & 3 & 0.898 & 7 \\ 0.759 & 6 & 0.762 & 5 & 0.766 & 5 & 0.763 & 9 & 0.834 & 0 & 0.849 & 4 & 0.880 & 4 & 0.883 & 5 & 0.944 & 6 & 1.000 & 0 & 0.964 & 3 & 0.963 & 2 & 0.956 & 7 & 0.954 & 1 \\ 0.795 & 3 & 0.798 & 2 & 0.802 & 2 & 0.799 & 6 & 0.869 & 7 & 0.885 & 1 & 0.916 & 1 & 0.919 & 2 & 0.980 & 3 & 0.964 & 3 & 1.000 & 0 & 0.939 & 0 & 0.921 & 1 & 0.918 & 4 \\ 0.734 & 2 & 0.737 & 1 & 0.741 & 1 & 0.738 & 5 & 0.808 & 6 & 0.824 & 0 & 0.855 & 1 & 0.858 & 1 & 0.919 & 2 & 0.963 & 2 & 0.939 & 0 & 1.000 & 0 & 0.965 & 6 & 0.969 & 6 \\ 0.716 & 3 & 0.719 & 2 & 0.723 & 2 & 0.720 & 6 & 0.790 & 7 & 0.806 & 1 & 0.837 & 2 & 0.840 & 2 & 0.901 & 3 & 0.956 & 7 & 0.921 & 1 & 0.965 & 6 & 1.000 & 0 & 0.980 & 3 \\ 0.713 & 7 & 0.716 & 6 & 0.720 & 6 & 0.718 & 0 & 0.788 & 1 & 0.803 & 5 & 0.834 & 5 & 0.837 & 6 & 0.898 & 7 & 0.954 & 1 & 0.918 & 4 & 0.969 & 6 & 0.980 & 3 & 1.000 & 0 \end{bmatrix}$$

3) 切向或法向梯度极限系数  $m$ 。

$$m = K_{max} / K_a \quad (8)$$

其中: $K_{max}$  为缺陷附近区域切向或法向梯度的最大值, $K_a$  为整个埋地管道切向或法向梯度的平均值,二者单位均为 A/(m · mm)。

#### 3.2 模型实现

通过分析疲劳载荷下的磁记忆检测试验数据,将其作为训练样本,如表 1 所示。通过参比 X 射线同步检测结果,获得不同疲劳程度下的磁记忆参数,表 1 中的类别标签 1、2、3、4 分别对应焊缝等级(I 级正常状态、II 级隐性裂纹萌生、III 级未穿透性裂纹和 IV 级穿透性裂纹状态)。

表 1 训练样本

Table 1 The training samples

序号	$\Delta H_p$	$K_m$	$m$	类别标签
$x_1$	38.7	4.56	1.15	1
$x_2$	41	4.89	1.23	1
$x_3$	46.7	4.79	1.21	1
$x_4$	44.7	4.49	1.13	1
$x_5$	70.1	19.18	4.82	2
$x_6$	85.2	20.31	5.11	2
$x_7$	99.1	26.24	6.60	2
$x_8$	93.9	28.26	7.11	2
$x_9$	123.1	40.02	9.81	3
$x_{10}$	153.1	52.86	11.30	3
$x_{11}$	135.6	45.43	9.92	3
$x_{12}$	170.6	49.61	13.93	3
$x_{13}$	159.7	56.94	15.89	4
$x_{14}$	164.1	61.39	14.63	4

根据磁记忆参数赋予样本坐标值,通过式(1~3)建立模糊相似矩阵如下:

通过式(4)计算模糊相似矩阵  $R$  的传递闭包,式(5)计算传递闭包矩阵  $t(R)$  的  $\lambda$  截矩阵,获得不同阈值  $\lambda$ ,并根据它对  $X$  划分,动态分类结果如图6所示,可以看出  $\lambda$  取值不同,分类等级数也不同,例如  $\lambda = 0.9632$  时,分类等级数为3。因此需要进行最佳聚类分析优化阈值  $\lambda$ ,避免  $\lambda$  陷入局部最优值,以达到全局最佳分类结果的目的。为此,利用免疫算法优化各样本数据集,免疫参数设置为初始种群数 200,最大迭代次数 100,激励度系数 0.7,变异概率 0.9,克隆个数 10,优化过程亲和度曲线变化如图7所示,当迭代次数达到10以后,优化结果的目标函数值趋于稳定,亲和度达到最大值,表明每个个体都在最优解附近,即最佳阈值  $\lambda$ ,输出最优聚类划分。 $\lambda = 0.9643$  为最佳阈值,此时将样本  $X$  分为4类:  $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ ,  $\{x_5, x_6, x_7, x_8\}$ ,  $\{x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}\}$ ,  $\{x_{13}, x_{14}\}$ , 分别对应着焊接试件损伤程度的4种不同状态。

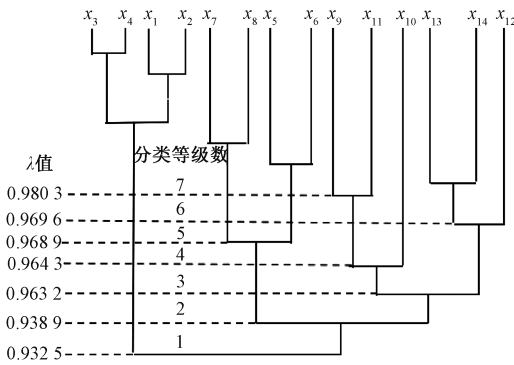


图6 动态模糊聚类图

Fig.6 Dynamic fuzzy clustering diagram

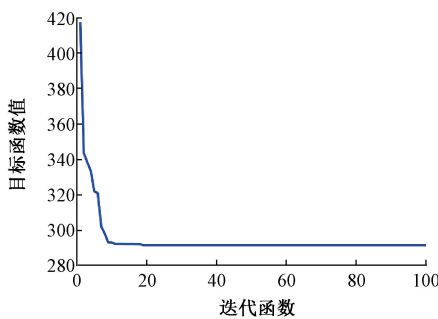


图7 亲和度进化曲线

Fig.7 Affinity evolution curve

### 3.3 模型验证

为进一步验证该模型对焊缝缺陷临界状态的识别,另取20组焊缝试件作为测试样本,如表2所示。

对上述模型进行验证,通过式(4)计算模糊相似矩阵  $R$  的传递闭包,公式(5)计算传递闭包矩阵  $t(R)$  的  $\lambda$  截矩阵,获得不同阈值  $\lambda$ ,并根据  $\lambda$  对  $x$  划分,利用免疫算法优化各样本数据集,免疫参数设置为初始种群数 200,

表2 测试样本

Table 2 Test samples

序号	$\Delta Hp$	$K_m$	$m$	输出标签	最佳 $\lambda$ 值分类	实际等级
$x_1$	31.96	2.41	3.46	1	I级	I级
$x_2$	26.28	2.35	2.37	1	I级	I级
$x_3$	30.15	1.40	3.51	1	I级	I级
$x_4$	31.09	1.92	3.39	1	I级	I级
$x_5$	36.44	1.60	3.28	1	I级	I级
$x_6$	35.86	1.87	2.59	1	I级	I级
$x_7$	50.69	1.71	7.04	2	II级	II级
$x_8$	56.27	2.62	6.66	2	II级	II级
$x_9$	61.29	1.85	6.24	2	II级	II级
$x_{10}$	60.50	1.87	8.10	2	II级	II级
$x_{11}$	58.27	3.73	7.34	2	II级	II级
$x_{12}$	100.3	3.13	10.46	3	III级	III级
$x_{13}$	69.68	2.98	7.35	2	II级	III级
$x_{14}$	81.61	2.59	10.38	3	III级	III级
$x_{15}$	94.57	2.72	9.52	3	III级	III级
$x_{16}$	121.19	3.51	10.60	3	III级	IV级
$x_{17}$	221.16	3.66	15.37	4	IV级	IV级
$x_{18}$	258.80	5.89	15.40	4	IV级	IV级
$x_{19}$	249.65	6.19	14.48	4	IV级	IV级
$x_{20}$	240.01	5.27	15.15	4	IV级	IV级

最大迭代次数 100,激励度系数 0.7,变异概率 0.9,克隆个数 10,当迭代次数达到23以后,其亲和度达到最大值,获得最佳阈值  $\lambda$ ,即  $\lambda = 0.9786$  时输出最优聚类划分,样本  $X$  分类如图8所示,分别为  $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$ ,  $\{x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{13}\}$ ,  $\{x_{12}, x_{14}, x_{15}, x_{16}\}$ ,  $\{x_{17}, x_{18}, x_{19}, x_{20}\}$ 。将样本数据的实际等级与预测等级相对比,得出预测样本分类准确率达90%,验证了免疫优化的动态模糊聚类模型对焊缝缺陷等级划分的有效性,为实际工程中准确区分损伤状态提供理论依据。

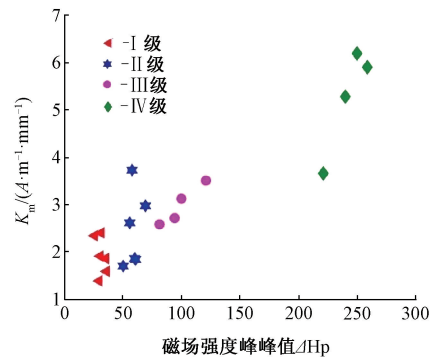


图8 缺陷分类二维示意图

Fig.8 The two-dimensional schematic diagram of defect classification

### 3.4 应用实例

为验证实际应用效果,以弯管焊接结构为例,如图 9 所示,圆圈所划之处分别为:No.1 处为角焊缝,无任何缺陷;No.2 处为预制的隐性缺陷,即 II 级缺陷,其尺寸为:3 mm(长)×1 mm(宽)×1 mm(高);No.3 处为预制的未穿透性缺陷,即 III 级缺陷,其尺寸为:10 mm(长)×2 mm(宽)×4 mm(高)。磁记忆检测获得的各特征参数见表 3,应用上述免疫优化的动态模糊聚类模型,得到预测的分类结果 No.1 为 I 级、No.2 为 II 级、No.3 为 III 级,如表 3 所示,结果表明:应用免疫优化的动态模糊聚类模型获得的缺陷等级与预制的缺陷等级相符。



图 9 弯管焊接结构试件

Fig.9 Elbow welding structure specimen

表 3 弯管焊接结构 MMM 特征参数与分类效果

Table 3 MMM characteristic parameters and classification effect of elbow welding structure

序号	$\Delta Hp$	$K_m$	$m$	输出标签	预测等级分类	实际等级
No.1	21.3	2.21	0.83	1	I 级	I 级
No.2	38.19	4.61	2.08	2	II 级	II 级
No.3	63.63	6.74	4.42	3	III 级	III 级

## 4 结 论

针对磁记忆检测在焊缝缺陷等级识别上存在的不确定性难题,在实验基础上,建立了免疫优化的动态模糊聚类模型,实现了焊缝缺陷等级的磁记忆定量识别,获得结论如下:

1) 参照 X 射线检测结果,对不同循环周次下  $H_p(x)$ 、 $H_p(y)$  及其梯度  $K$  进行分析,发现当裂纹穿透性断裂时, $H_p(x)$ 、 $H_p(y)$  及其梯度  $K$  均出现剧烈跳变,但正常状态、隐性裂纹萌生和未穿透性裂纹的  $H_p(x)$ 、 $H_p(y)$  及切、法向梯度  $K$  区分并不明显,存在不确定性。

2) 针对正常状态、隐性损伤萌生、未穿透性裂纹 3 种状态磁记忆数据区分不明显,提取不同循环周次下的磁记忆三维特征向量,引入动态模糊聚类算法,利用不同阈值  $\lambda$  对初始数据集进行动态模糊聚类划分,将不确定性

量化。

3) 进一步考虑动态模糊聚类算法易陷入局部最优值等问题,采用免疫算法对阈值  $\lambda$  进行优化,最终建立免疫优化的动态模糊聚类模型。验证结果表明,该模型预测损伤等级准确率达 90%,为实际工程焊缝缺陷等级评定与设备安全定量评价提供理论依据与新思路。

### 参考文献

- [1] DUBOV A, DUBOV A, KOLOKOLNIKOV S. Application of the metal magnetic memory method for detection of defects at the initial stage of their development for prevention of failures of power engineering welded steel structures and steam turbine parts[J]. Welding in the World, 2014, 58(2):225-236.
- [2] DUBOV A A. Express method of quality control of a spot resistance welding with usage of metal magnetic memory[J]. Thermal Engineering, 1999, 46(5):369-372.
- [3] DUBOV A, KOLOKOLNIKOV S. Assessment of the material state of oil and gas pipelines based on the metal magnetic memory method [J]. Welding in the World, 2012, 56(3-4):12-19.
- [4] EL-ABBASY M S, SENOUCI A, ZAYED T, et al. A condition assessment model for oil and gas pipelines using integrated simulation and analytic network process [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2015, 11(3):263-281.
- [5] 任吉林,孙金立,周培,等. 磁记忆二维检测的研究与工程应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(12):8-15.  
REN J L, SUN J L, ZHOU P, et al. Engineering application prospect and research on magnetic memory in two-dimensional testing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(12):8-15.
- [6] 刘斌,曹阳,王国庆.基于 LAPW 算法磁记忆信号相变特性的研究 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8):1825-1832.  
LIN B, CAO Y, WANG G Q. Study on characteristics of magnetic memory signal of phase transition point based on the LAPW algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(8):1825-1832.
- [7] LIU B, FU Y, JIAN R. Modelling and analysis of magnetic memory testing method based on the density functional theory [J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2015, 30(1):13-25.
- [8] 张卫民,邱忠超,于霞,等.利用强化磁激励场提高磁记忆检测灵敏度的可行性分析[J]. 中国机械工程, 2015, 26(24):3375-3378.  
ZHANG W M, QIU ZH CH, YU X, et al. Feasibility analyses of improving magnetic memory testing sensibility



- by strengthening magnetic excitation field [J]. China Machinery Engineering, 2015, 26(24): 3375-3378.
- [9] 王帅, 黄海鸿, 韩刚, 等. 基于 PCA 与 GA-BP 神经网络的磁记忆信号定量评价 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 190-196.
- WANG SH, HUANG H H, HAN G, et al. Quantitative evaluation of magnetic memory signal based on PCA & GA-BP neural network. [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2018, 32(10): 190-196.
- [10] 钱正春, 黄海鸿, 韩刚, 等. 面向再制造的金属磁记忆检测技术研究综述及工程应用案例 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 235-245.
- QIAN ZH CH, HUANG H H, HAN G, et al. Review on metal magnetic memory detection technology in remanufacturing and case study in Engineering [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 235-245.
- [11] XU M X, CHEN Z H, XU M Q. Micro-mechanism of metal magnetic memory signal variation during fatigue [J]. International Journal of Minerals, Metallurgy, and Materials, 2014, 21(3): 259-265.
- [12] 何峰, 李锐敏, 张福坤. 基于欧拉反演法的金属磁记忆油气管道检测研究 [J]. 石油和化工设备, 2016, 19(9): 71-73.
- HE F, LI R M, ZHANG F K. Detection of metal magnetic memory oil and gas pipeline based on euler inversion method [J]. Petro & Chemical Equipment, 2016, 19(9): 71-73.
- [13] 陈海龙, 王长龙, 朱红运. 基于磁梯度张量的金属磁记忆检测方法 [J]. 仪器仪表学报. 2016, 37(3): 602-609.
- CHEN H L, WANG CH L, ZHU H Y. Metal magnetic memory test method based on magnetic gradient tensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 602-609.
- [14] 陈海龙, 王长龙, 左宪章, 等. 磁记忆梯度张量测量信号预处理方法 [J]. 系统工程与电子技术. 2017, 39(3): 488-493.
- CHEN H L, WANG CH L, ZHU H Y, et al. Metal magnetic memory gradient tensor signal processing method. [J]. Systems Engineering and Electronics. 2017, 39(3): 488-493.
- [15] 邢海燕, 孙晓军, 王犇, 等. 基于模糊加权马尔科夫链的焊缝隐性损伤磁记忆特征参数定量预测 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(12): 70-77.
- XING H Y, SUN X J, WANG B, et al. Quantitative MMM characteristic parameter prediction for weld hidden damage status based on the fuzzy weighted markov chain. [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(12): 70-77.

### 作者简介



**邢海燕**, 1993 年、2004 年、2007 年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位, 现为东北石油大学教授, 主要研究方向为无损检测及可靠性评价、设备状态监测与故障诊断。

E-mail: xhxhyhit@163.com

**Xing Haiyan** received her B. Sc., MA.Sc. and Ph. D. degrees all from Harbin Institute of Technology in 1993, 2004 and 2007, respectively. She is currently a professor at Northeast Petroleum University. Her main research interests include nondestructive testing, reliability assessment, equipment condition monitoring and fault diagnosis.



**李雪峰**, 1992 年于佳木斯大学获得学士学位, 现为大庆石化建设有限公司高级工程师, 主要研究方向为: 机械设备安装、测试与维护。

E-mail: lxfdqsh@163.com

**Li Xuefeng** received his B. Sc. degree from Jiamusi University in 1992. He is currently a senior engineer in Daqing Petrochemical Construction Co., Ltd., His main research interests include mechanical equipment installation, testing and maintenance.