

金属疲劳损伤过程中表面形貌的多分辨特征提取

刘涛^{1,2*}, 尹志强¹, 雷经发^{1,2}, 汪方斌^{1,2}

¹安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

²工程机械智能制造安徽省教育厅重点实验室, 安徽 合肥 230601

摘要 为揭示疲劳损伤过程中金属表面形貌特征的变化规律,以 Q235 碳钢试样为对象,采集各疲劳损伤阶段试样表面的三维形貌信息并将其转化为灰度图,采用快速离散剪切波变换对图像进行分解和重构,获取到包含粗糙度、波纹度、形状误差信息的子图。利用灰度共生矩阵描述粗糙度子图纹理特征,得到了疲劳损伤过程能量、相关值、反差和逆差矩 4 类特征参数的变化规律。取一系列分解层数,开展多分辨分析,对比分析了不同分解层数对上述特征参数值的影响。结果表明:随着循环周次的增加,能量值和逆差矩值降低,反差值增加,上述特征量值的大小与提取方向的选取有关。疲劳断裂前,能量和逆差矩值突然升高,反差值突然降低。基于反差、能量和逆差矩三特征构建了支持向量机分类模型,此模型可用于构件疲劳损伤状态的评估。

关键词 图像处理; 金属表面; 三维形貌; 特征提取; 多分辨分析

中图分类号 TH164

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0815012

Multiresolution Feature Extraction of Surface Topography in Metal Fatigue Damage Process

Liu Tao^{1,2*}, Yin Zhiqiang¹, Lei Jingfa^{1,2}, Wang Fangbin^{1,2}

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

²Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Manufacturing of Construction Machinery, Hefei, Anhui 230601, China

Abstract To reveal the law of features change of metal surface topography during fatigue damage, we collected and transformed the three-dimensional surface topography information of Q235 carbon steel specimens into grayscale images at each fatigue damage stage. Then, these images were decomposed and reconstructed using fast discrete shear wave transform to obtain subimages containing roughness, waviness, and shape error. Furthermore, the gray-level co-occurrence matrix was used to describe the characteristics of the subimages' roughness. The variation rules of four characteristic parameters, namely, energy, correlation, contrast, and homogeneity, were obtained for the fatigue damage process. In addition, a series of decomposition layers were taken for multiresolution analysis, and the effects of different decomposition layers on the values of the above-mentioned characteristic parameters were compared and analyzed. Results show that the increasing fatigue cycles decrease the energy and homogeneity values and increase contrast values. The above characteristic values are related to the selection of extraction directions. Before fatigue fracture, the energy and homogeneity values suddenly increase, whereas the contrast value sharply decreases. Thus, a support vector machine classification model was constructed based on the three features, including contrast, energy, and homogeneity, and was used for fatigue damage state assessment of components.

Key words image processing; metal surface; three dimensional topography; feature extraction; multiresolution analysis

收稿日期: 2021-08-17; 修回日期: 2021-09-11; 录用日期: 2021-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(51805003)、安徽省高校优秀拔尖人才培养资助项目(gxyqZD2019057)、安徽高校协同创新项目(GXXT-2019-022)

通信作者: liutao19841015@163.com

1 引言

在役金属构件损伤的有效评估是实现各类机械装备安全服役的重要保证。以构件疲劳为例,人们在研究过程中积累了大量的实验数据,并建立了各类疲劳寿命的预测模型,但直接利用模型进行损伤评估,仍存在很大的不确定性。近年来,随着光学与传感技术的快速发展,基于机器视觉的检测方法^[1]被越来越多地应用到金属构件的损伤评估中,这使得构件损伤的高效、在线监测成为可能。

已有研究证实,材料受循环载荷作用时,其表面会形成循环滑移带,且沿滑移带剪切位移的不可逆性会使得材料表面变得粗糙,这种粗糙表面以微观峰(挤出)和谷(侵入)的形式显示出来^[2]。可见金属构件在损伤过程中表面形貌会发生变化,这集中体现为表面粗糙度的改变。零件表面形貌从高频到低频依次由粗糙度、波纹度和形状误差组成,这三部分可单独分析^[3-4]。损伤过程表面形貌的改变会受到载荷变化、温湿度、材料特性等影响,目前仍无法采用通用公式来描述表面形貌和损伤状态之间的关系。为明确表面粗糙度与纹理特征之间的关联规律,人们采用小波分析方法对显微图像进行变换^[5-6],提取粗糙度和波纹度形貌,分析纹理特征参数与粗糙度的相关性^[7]。针对小波变换在多维信号表示上存在的方向性不足问题,近年来,剪切波作为一种有效的多分辨分析技术工具,被用于显微图像的分解和重构^[8]。通过研究不同应力水平下低周疲劳损伤过程中表面粗糙度的变化,以及疲劳过程中表面显微图像特征(纹理特征)的变化^[9],人们逐步揭示了疲劳损伤过程驻留滑移带产生的连续点缺陷的迁移运动导致材料表面侵入和挤出的物理机制^[10],以及滑移带、离面位移^[11]和初始位错能密度^[12]对表面粗糙度进化的影响。目前,白光干涉、光栅投影等方法常被用于金属表面三维形貌信息的采集。获取的数据一般采用 ISO25178 标准规定的统计量如表面算术平均偏差 Δ 、最速衰减自相关长度 L_{sa} 等进行特征描述^[13]。然而,直接利用这些特征量描述损伤过程中表面形貌的演化,未能体现表面三维纹理观测的尺度效应及其多分辨特性。且图像分解过程中,各层之间定义和界限模糊,不同分解层数对表面形貌特征数值的影响尚未明确。

本文选取 Q235 钢试样开展疲劳实验,获取疲劳损伤过程中试样表面的三维形貌信息,并将其转

化为灰度图像,采用离散剪切波变换对图像进行分解和重构,得到含粗糙度信息的子图。采用灰度共生矩阵描述其纹理特征,得到疲劳损伤过程中沿不同方向的反差、相关值、能量和逆差矩 4 种典型参数的变化规律,最后选取支持向量机方法构建了疲劳损伤状态的分类预测模型。

2 疲劳过程表面形貌特征提取流程

已知疲劳损伤过程中金属表面形貌会发生变化,且集中体现为表面粗糙度的改变。然而,仅利用表面粗糙度参数描述疲劳过程的表面形貌特征,未能完全体现损伤过程的表面形貌演化,也无法实现不同尺度下的形貌特征提取。作为一种新的多分辨分析工具,剪切波方法可以在不同分辨率下由粗至细地观测和提取表面形貌特征,可用于疲劳过程表面形貌特征的提取。

图 1 为基于多分辨分析的金属疲劳损伤过程中表面形貌特征的提取流程。预制疲劳试样,开展低周疲劳实验,获取各损伤阶段的表面三维形貌信息并将其转化为灰度图像。利用快速离散剪切波变换对灰度图进行分解和重构,得到包含各层信息(粗糙度、波纹度、形状误差)的子图像。以 N 层分

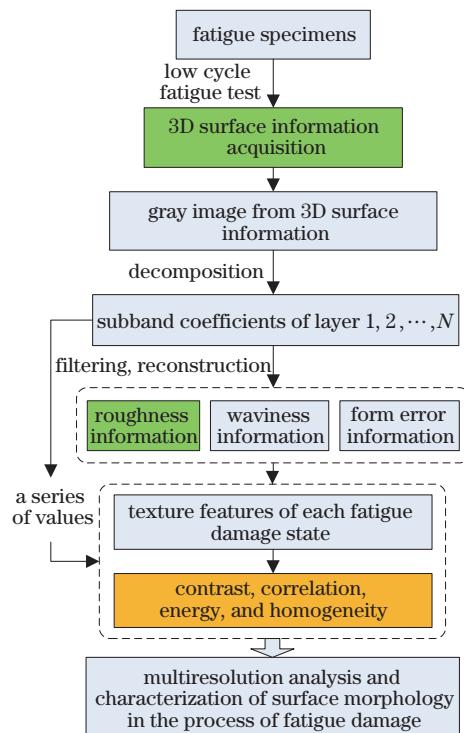


图 1 疲劳损伤过程表面形貌特征提取流程

Fig. 1 Flow chart of surface topography feature extraction in fatigue damage process

解为例,一般来说,低层低频子带为形状误差,最高层高频子带为粗糙度,中间各层高频子带为波纹度,由于各层之间并无明确的定义和界限,取一系列 N 值开展了多分辨分析,采用灰度共生矩阵作为描述工具提取疲劳损伤阶段各子图的纹理特征(能量、相关值、反差和逆差矩),描述各纹理特征参数与疲劳加载周次之间的关联规律,进而实现疲劳损伤过程的表面三维形貌表征。

3 表面形貌特征提取方法

根据表面滤波理论,表面形貌按照从高频到低频的顺序可以分解成粗糙度、波纹度及形状误差三类。首先采用多尺度变换方法,对源于三维形貌信息的灰度图像进行分解和重构,得到包含各层信息(粗糙度、波纹度、形状误差)的子图,然后采用灰度共生矩阵作为描述工具提取纹理特征,并分析各纹理特征参数与损伤状态之间的关联规律。

3.1 图像的分解与重构

作为一种典型的多尺度几何分析工具,剪切波已在图像处理领域得到广泛应用。该方法通过在母函数上进行尺度、平移、剪切变换形成基函数,并对多维数据提供了优化疏松的表示,其具有可多分辨分析、局域性、方向性和基函数的各向异性等优点。

获取各疲劳损伤阶段的三维形貌信息。三维形貌信息由表面采样区域各采样点的高度值组成,将各采样点的高度值按比例转化为灰度等级为 $0 \sim 255$ (灰度级 L 取 256) 的灰度值。选取快速离散剪切波变换进行灰度图像的分解,连续和离散的剪切波变换公式见文献 [14]。若对灰度图进行 N 层快速离散剪切波分解,各层方向数为 2^{N+1} 。图 2 为灰

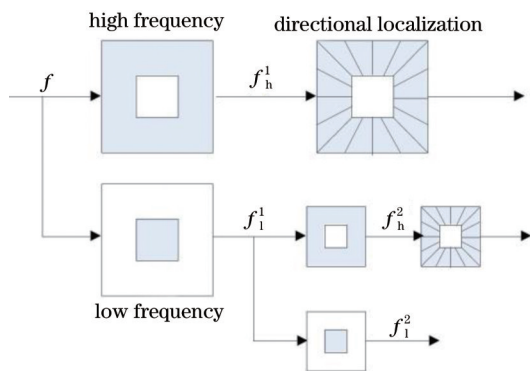


图 2 表面形貌两层分解示意图

Fig. 2 Schematic diagram of 2-layer decomposition of surface topography

度图剪切波分解示意图(以 $N=2$ 为例), f_h^i 、 f_l^i 分别表示分解后的高频与低频子带图像。随着分解层数逐步增加,剪切波系数所在频率越来越高,所包含的纹理信息也会越来越精细。

为进行图像重构,需要对得到的剪切波系数在相应分解层次上进行取舍,通过剪切波系数重构,得到包含粗糙度、波纹度、形状误差信息的子图。

3.2 纹理特征提取

本文所述灰度图像的本质是由三维形貌信息映射的二维图像,其依据相邻像素点灰度等级差异,表现纹理特征。灰度共生矩阵由于可以较好地反映图像灰度在方向、变化幅度、相邻间隔等方面的信息,在纹理特征提取中广泛应用。本文选取灰度共生矩阵作为描述工具提取纹理特征。

原理如下:设某个坐标 (x, y) 像素点的灰度为 $g(x, y)$, 偏离它的另一点为 $(x+a, y+b)$, 灰度为 $j(x, y)$ 。若点 (x, y) 在整幅图像上移动,则会得到多种灰度 g 和 j 。设灰度值的级数为 L , 则 g 和 j 的组合共有 L^2 种。统计每一对 g 和 j 出现的次数,再将其归一化为出现的概率 P_{ij} , 则称以 P_{ij} 为矩阵元组成 $L \times L$ 的矩阵为灰度共生矩阵。距离差分取值不同数值组合,可得到某方向上的灰度共生矩阵。纹理特征不同,体现出的方向特性不同。灰度共生矩阵的纹理特征中,能量、相关值、反差和逆差矩为独立参数,能够较好地反映纹理特征,常用于图像纹理特征提取^[15-17]。

1) 能量,指灰度共生矩阵元素值的平方和,反映显微图像灰度分布均匀程度及纹理粗细度,表达式为

$$f_e = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}^2 \quad (1)$$

2) 相关值,指灰度共生矩阵元素行、列上的相似度,相关值大时,矩阵元素值分布均匀,反之矩阵元素值差异较大,表达式为

$$f_{cor} = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y) P_{ij} \quad (2)$$

其中,

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}, \mu_y = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} P_{ij}$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}, \sigma_y^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{L-1} P_{ij}$$

3) 反差,指主对角线的惯性矩,表达式为

$$f_{con} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i - j|^2 P_{ij} \quad (3)$$

对于粗纹理,由于 $i-j$ 数值在主对角线较为集中, $i-j$ 值较小,因此反差值小,反之细纹理相应的反差值大。

4) 逆差矩,用于度量图像纹理的局部均匀性,反映图像纹理的同质性特征,值越小表明图像纹理各区域间变化越大,局部不均匀,表达式为

$$f_h = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{1 + |i-j|^2} \quad (4)$$

4 实验结果与分析

4.1 实验材料

选取 Q235 低碳钢试样作为实验对象,该试样为同一批次材料经激光切割加工所得,试样尺寸见图 3。材料元素成分(质量分数)如下:C:0.22%, Mn:0.162%, Co:0.10%, Cr:0.01%, Zn:0.015%, Pb:0.062%, Mo:0.003%, P:0.112%, S:0.101%, Si:0.411%, K:0.518%, Fe:Bal。

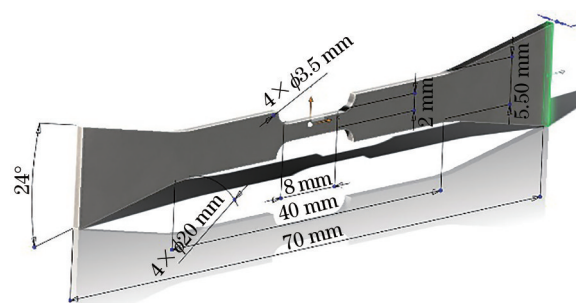


图 3 试样尺寸

4.2 实验过程及结果分析

实验平台由拉伸原位测试仪(Mtest5000-F-K, 中机实验装备股份有限公司)与三维轮廓测量仪(VR-3000基恩士)共同构成。拉伸原位测试仪的变形测量精度为 $1 \mu\text{m}$,位移分辨率为 $0.01 \mu\text{m}$,力测量误差为示值的 $\pm 1\%$ 。三维轮廓测量仪的高度测量精度为 $3 \mu\text{m}$,宽度测量精度为 $2 \mu\text{m}$,重复精度为 $0.5 \mu\text{m}$,实验平台装置见图 4。

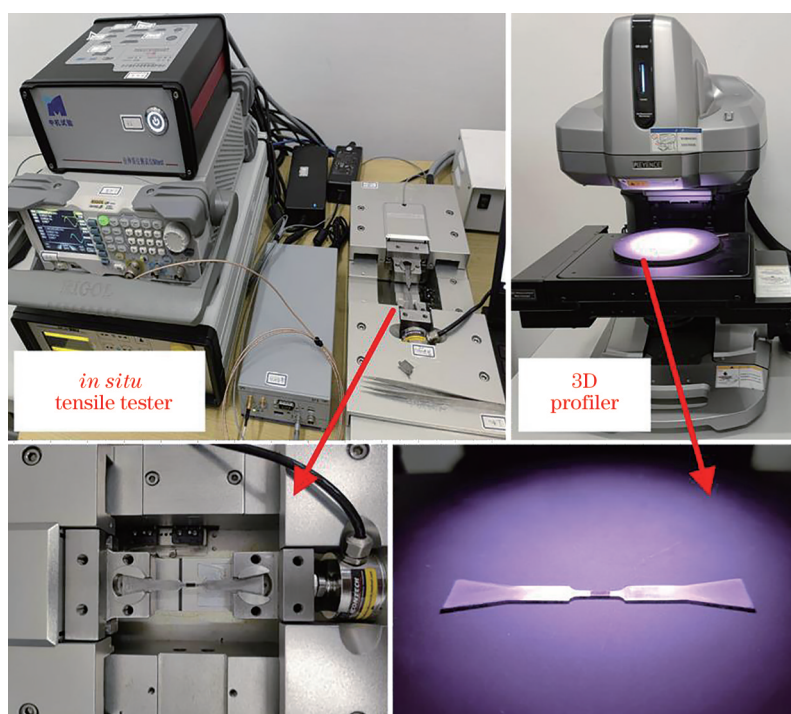


图 4 实验系统

Fig. 4 Experimental system

使用光纤激光打标机以光栅扫描的方式对试样表面进行预处理,处理区域范围如图 5 所示。

使用拉伸原位测试仪对表面处理后的试样开展低周疲劳实验,加载条件为恒定频率 13 Hz,加载均值为 740 N,幅值为 60 N。疲劳实验过程中,使用 3D 轮廓测量仪在相同条件下,分别获取循环加载周

次为 0、2000、4000、6000、8000 及 10000(断裂)的表面三维形貌信息,如图 6^[18]所示,随着疲劳损伤程度的增加,试样表面变得粗糙,由峰谷构成的纹理逐步密集,峰谷值不断增大。经测量,各损伤阶段表面的算术平均偏差 Δ 分别为: 1.8213, 2.8999, 3.7479, 5.8450, 9.7357, 14.3293 μm , 数据表明,

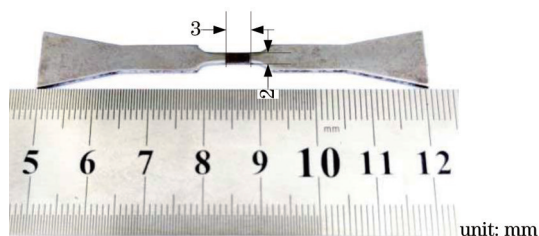
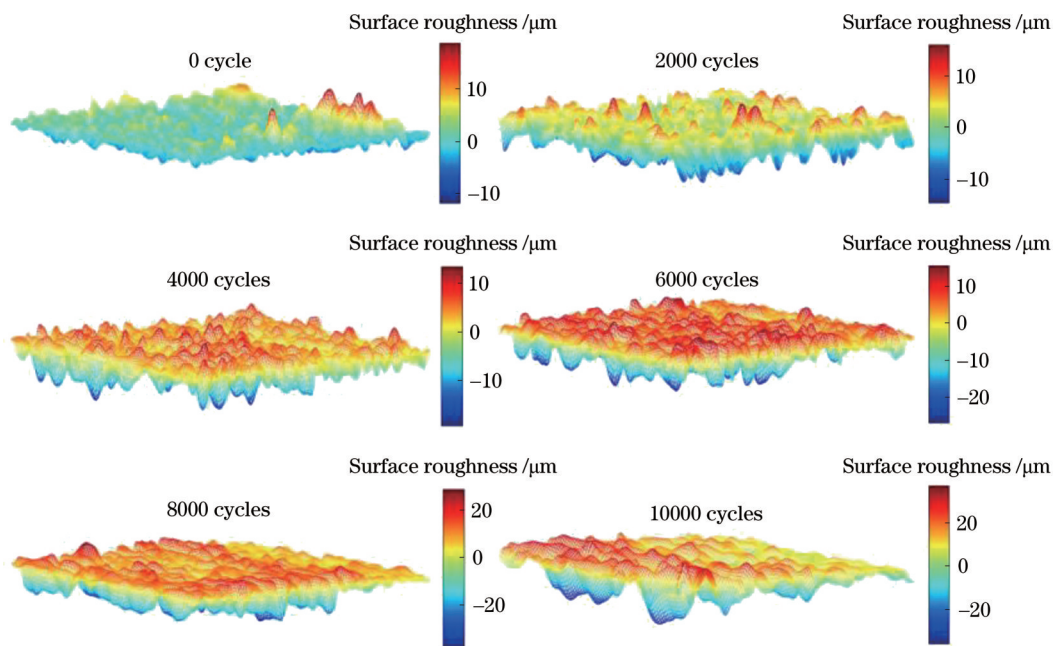


图 5 试样表面预处理区域图

Fig. 5 Diagram of specimen surface pretreatment area

Δ 值随循环加载周次 N 的增加而非线性增加。

上述表面三维形貌信息是以 $7.39 \mu\text{m}$ 为间隔的表面高度数据,将各采样点的高度值按比例转化为灰度等级为 $0\sim 255$ (灰度级 L 取 256) 的灰度值。对灰度图进行 5 层快速离散剪切波分解,分别得到各层数目为 4, 8, 16, 32, 64 个方向的子带系数。图 7 为各疲劳循环周次下灰度图的 5 层快速离散剪切波分解。

图 6 各疲劳损伤阶段表面三维形貌图^[18]Fig. 6 3D topography of each fatigue damage stage^[18]

为进行图像重构,用第 1 层低频子带表征形状误差,2~4 层高频子带表征波纹度,第 5 层高频子带表征粗糙度,得到包含粗糙度、波纹度、形状误差信息的子图。采用灰度共生矩阵提取含粗糙度信息的子图纹理特征(能量、相关、反差和逆差矩)。如图 8 所示,疲劳损伤过程中,反差值随循环加载次数的增加而不断增加,这表明随着疲劳损伤的加剧,表面纹理逐步变密并由粗变细。疲劳断裂前(循环次数 8000~10000 时),反差值突然降低,这与疲劳断裂前试样大塑性变形导致表面纹理均匀性变差,纹理再次变稀疏有关。图中像素对的水平方向为 0° ,逆时针旋转角度增大。从不同方向上来看, 135° 方向的反差值明显高于其他方向的反差值, 0° 、 45° 、 90° 三个方向的反差值较为接近,纹理特征值与方向的选取有关。

图 9 为疲劳损伤过程的相关值变化曲线,图中,

可见损伤阶段的相关值与方向选取的关联性较强, 135° 方向的相关值明显低于其他方向的相关值, 45° 和 90° 方向的相关值随循环加载次数的增加而小幅增加, 0° 和 135° 时相关值呈现出小幅波动,这也表明,在疲劳损伤过程中,表面纹理灰度共生矩阵各元素之间的差异不大。

由图 10 可见,除疲劳断裂阶段外,能量和逆差矩随着疲劳损伤程度的增加而降低,这是由于随着疲劳损伤程度增加,试样表面变得粗糙,图像灰度分布趋于不均匀,纹理各区域间变化增大且逐步变细,导致能量和逆差矩参数降低。疲劳断裂前(循环次数 8000~10000 时),能量值突然升高,这与疲劳断裂前试样大塑性变形导致图像灰度分布趋于一致且表面纹理再次粗化有关。从不同方向上看, 135° 方向的能量和逆差矩值略低于其他方向, 0° 方向的能量和逆差矩值稍高于 45° 和 90° , 45° 和 90° 的

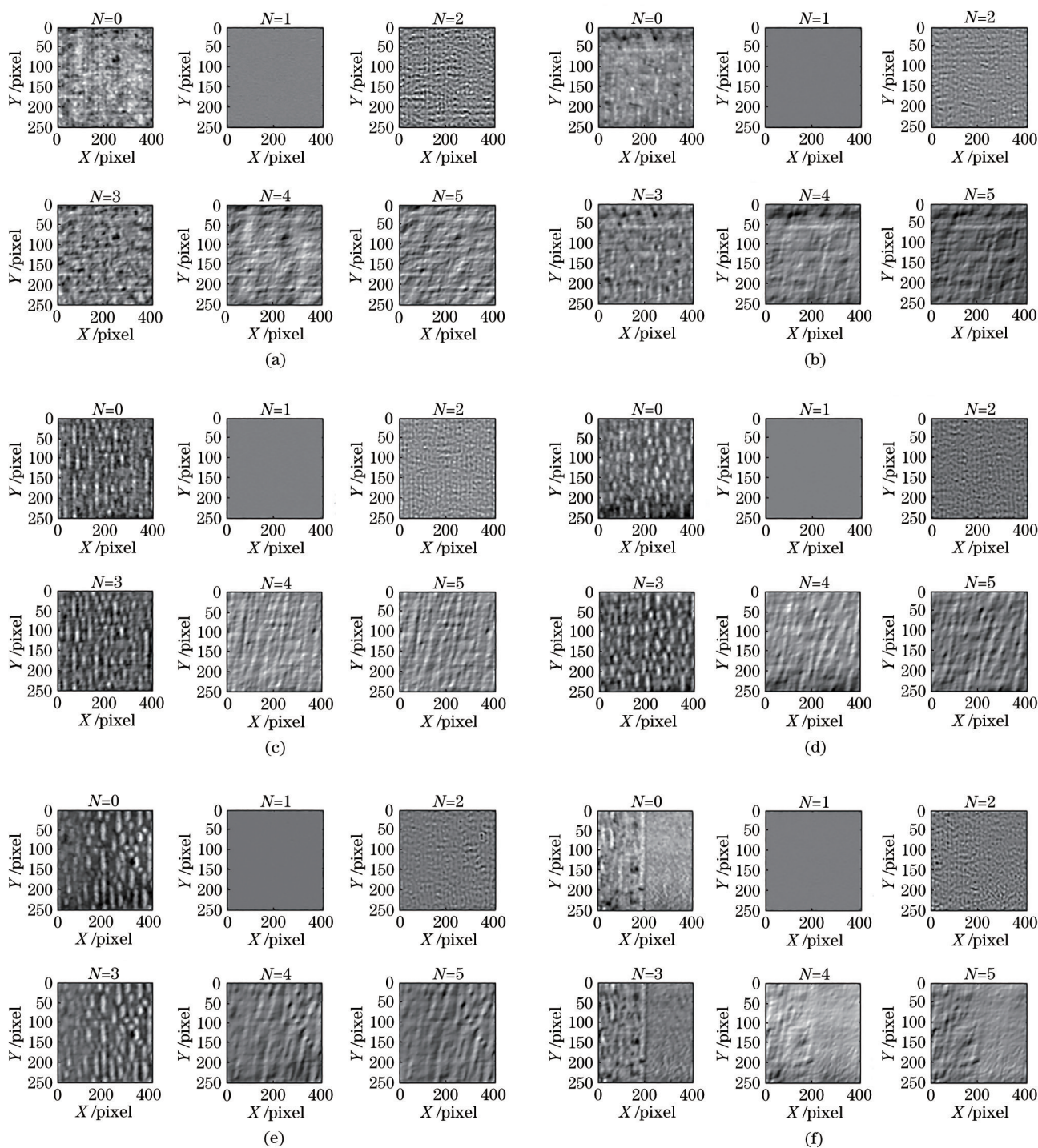


图 7 各疲劳损伤阶段灰度图像的分解。(a)疲劳循环周次 0;(b)疲劳循环周次 2000;(c)疲劳循环周次 4000;(d)疲劳循环周次 6000;(e)疲劳循环周次 8000;(f)疲劳循环周次 10000

Fig. 7 Decomposition of gray images of each fatigue damage stage. (a) Fatigue cycle: 0; (b) fatigue cycles: 2000; (c) fatigue cycles: 4000; (d) fatigue cycles: 6000; (e) fatigue cycles 8000; (f) fatigue cycles 10000

方向的能量和逆差矩值较为接近。该纹理特征值也与方向的选取有关。

为明确不同分解层数对上述特征参数值的影响,取一系列分解层数 $N(N=4,5,6,7,8)$ 的最高层高频子带开展多分辨分析,以提取疲劳损伤阶段各

子图的纹理特征(能量、相关、反差和逆差矩)。取各方向均值线图进行分析,得到疲劳损伤过程中包含粗糙度信息的最高层高频子带的纹理特征趋势对比图(图 11~14)。可见,反差值随着疲劳损伤程度的增加而增加,能量和逆差值随着疲劳损伤程度的增

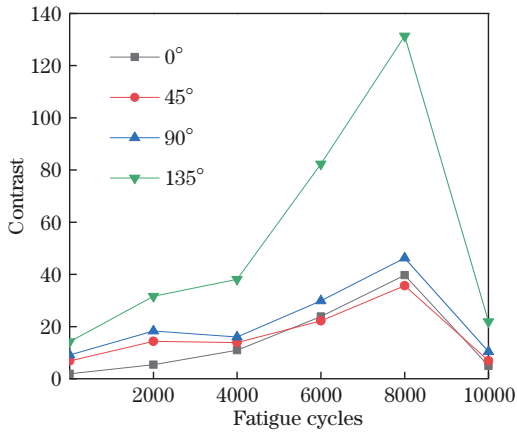


图 8 最高层反差值曲线

Fig. 8 Contrast curves at the highest layer

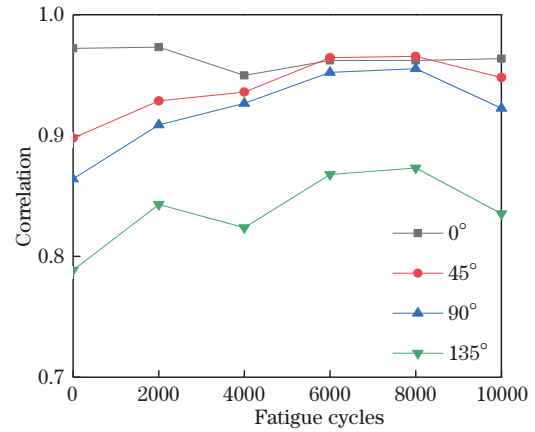


图 9 最高层相关值曲线

Fig. 9 Correlation curves at the highest layer

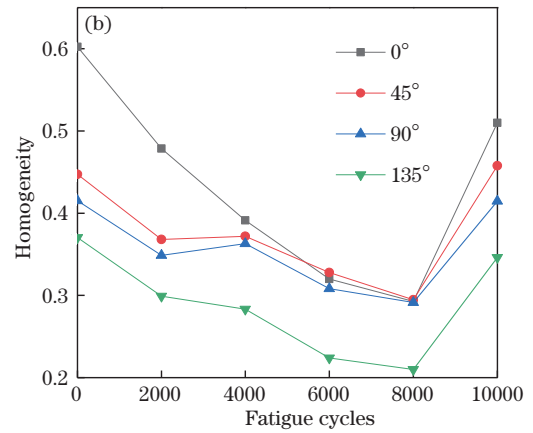
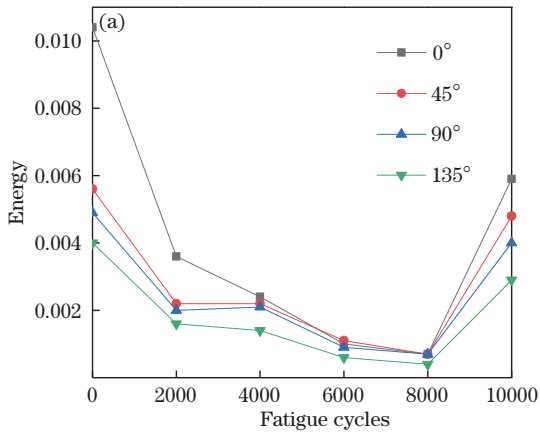


图 10 最高层特征值曲线。(a)能量值;(b)逆差矩值

Fig. 10 Characteristic parameter curves at the highest layer. (a) Energy; (b) homogeneity

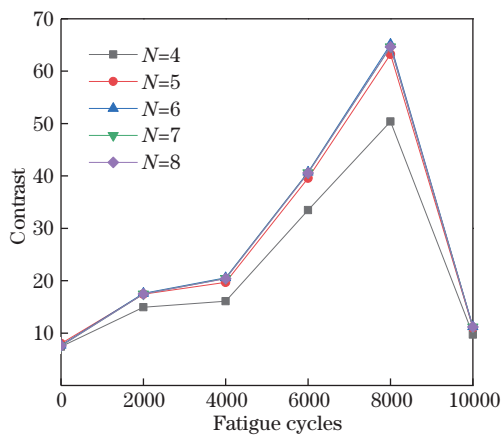


图 11 最高层反差平均值曲线

Fig. 11 Mean value curves of contrast at the highest layer

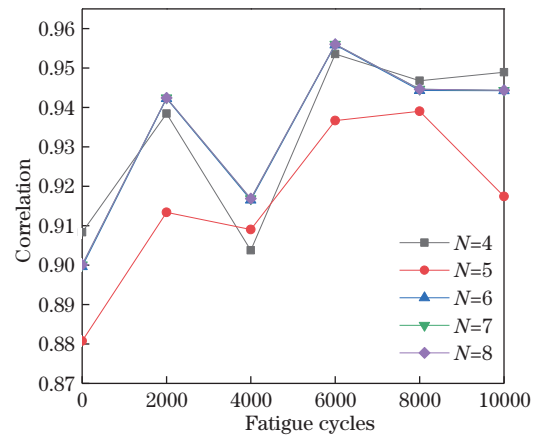


图 12 最高层相关值平均值曲线

Fig. 12 Mean value curves of correlation at the highest layer

加而降低,且在疲劳断裂前反差值突然降低,能量和逆差值突然升高。疲劳损伤全过程中相关值出现波动。分解层数为 5~8 时,最高层高频子带各参数值(均值)变化趋势吻合,故对试样表面图像进行 5 层分

解即可满足特征趋势分析及损伤评估的要求。

4.3 疲劳损伤评估模型的构建

通过分析疲劳损伤过程中的反差、相关、能量、逆差矩特征发现,除相关值外,反差、能量、逆差矩

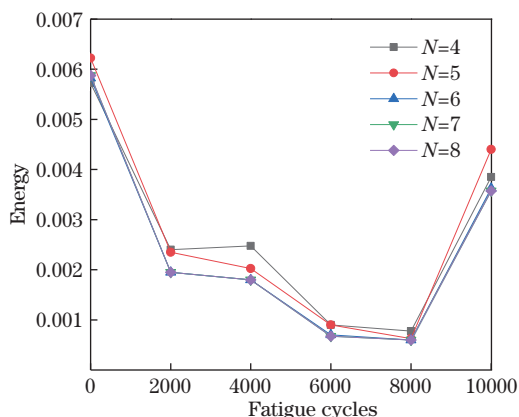


图 13 最高层能量平均值曲线

Fig. 13 Mean value curves of energy at the highest layer

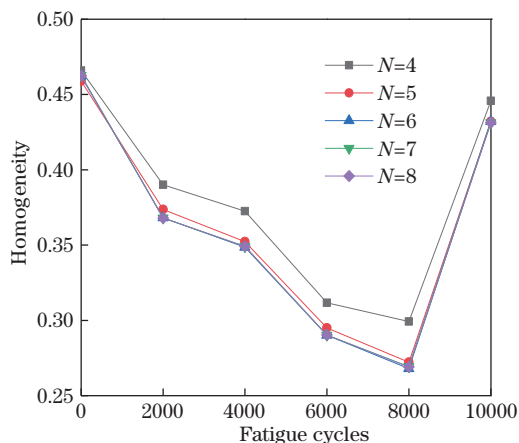


图 14 最高层逆差矩平均值曲线

Fig. 14 Mean value curves of homogeneity at the highest layer

3 个特征随循环加载次数的增加呈现显著规律性变化。这为疲劳寿命评估模型的构建提供了基础数据。针对反差、能量、逆差矩 3 个特征构成的小数据集,鉴于该特征与疲劳周次之间存在非线性关系,可利用支持向量机(SVM)方法构建疲劳损伤状态的分类预测模型。SVM 的核函数使用非线性变换将一维空间中的随机数据映射到高维特征空间中,将原空间中的非线性问题转化为高维空间中的线性问题。在高维特征空间中构造最优超平面,并通过引入核函数,避免了高维空间中的内积运算。采取交叉验证方法确定最适合惩罚系数,并选取径向基核函数(RBF 核函数)构建模型。

选取不同循环周次(0、2000、4000、6000、8000 和 10000 次)下的表面反差、能量和逆差矩 3 个特征量,选取敏感度最大的角度特征量(反差取 135°、能量和逆差矩取 0°),得到 N 取 5、6、7 和 8 时的 24 组数据(表 1),将其作为训练样本,另取一组试样,获取对应于各损伤状态的 6 组特征数据并将其作为测试

样本,构建疲劳损伤评估模型,损伤预测结果见图 15,图中损伤类别 1、2、3、4、5、6 分别代表循环周次 0、2000、4000、6000、8000 和 10000 次,6 组测试样本预测准确度平均达到 83.3%,所构建的模型可用于试样的疲劳损伤评估。

表 1 表面反差、能量和逆差矩 3 类特征数据

Table 1 Three types of characteristic data, including surface contrast, energy and homogeneity

N	Contrast	Energy	Homogeneity
5	14.1623	0.0104	0.6025
	31.6269	0.0036	0.4785
	38.0980	0.0024	0.3913
	82.3505	0.0010	0.3200
	131.3538	0.0007	0.2928
6	21.9016	0.0059	0.5100
	13.8141	0.0095	0.5964
7	22.3293	0.0047	0.4974
	13.7014	0.0095	0.5967
	22.3133	0.0046	0.4957
8	13.6916	0.0095	0.5959
	22.3001	0.0046	0.4959

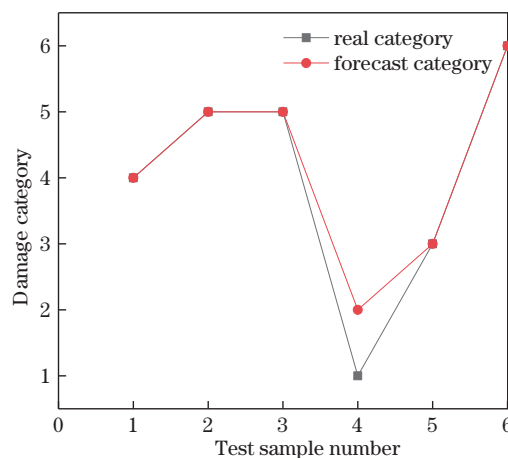


图 15 损伤预测结果

Fig. 15 Damage prediction results

5 结 论

提出了一种通过多分辨技术提取疲劳损伤过程中金属表面形貌特征的方法。将试样表面三维形貌信息转化为灰度图并进行分解和重构,选取一系列分解层数,获取对应于不同分解层数的粗糙度

信息子图,提取子图纹理特征,得到了疲劳损伤过程能量、相关值、反差和逆差矩 4 类特征参数。实验结果表明,能量和逆差矩值随疲劳损伤程度的增加而降低,反差值随着疲劳损伤程度的增加而增加,疲劳断裂前能量和逆差矩值突然升高,反差值突然降低。分解层数为 5~8 时,各参数值变化趋势吻合,利用支持向量机方法构建的疲劳损伤评估模型可用于试样的疲劳损伤评估。本文方法有望为金属构件疲劳损伤的机器视觉检测提供方法模型支持。

参 考 文 献

- [1] Liu M Z, Ma J, Zhang M, et al. Online operation method for assembly system of mechanical products based on machine vision[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(9): 2343-2353.
刘明周, 马靖, 张森, 等. 基于机器视觉的机械产品装配系统在线作业方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(9): 2343-2353.
- [2] Polák J, Mazánová V, Heczko M, et al. The role of extrusions and intrusions in fatigue crack initiation[J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2017, 185: 46-60.
- [3] Tian X L, Wang L, Wang W L, et al. Analysis of surface texture of push-processed Si_3N_4 ceramics based on gray level co-occurrence matrix and neural network[J]. *Acta Armamentarii*, 2015, 36(8): 1518-1524.
田欣利, 王龙, 王望龙, 等. 基于灰度共生矩阵和神经网络的 Si_3N_4 陶瓷推挤加工表面纹理分析[J]. *兵工学报*, 2015, 36(8): 1518-1524.
- [4] Xue J X, Zhang S J, Zhang J J. Ripeness classification of Shajin apricot using hyperspectral imaging technique[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(11): 300-307.
薛建新, 张淑娟, 张晶晶. 基于高光谱成像技术的沙金杏成熟度判别[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(11): 300-307.
- [5] Yang L, Lu R S, Lei L Q. Information extraction of surface roughness measurement based on wavelet transform of speckle pattern texture[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2012, 26(12): 1091-1095.
杨蕾, 卢荣胜, 雷丽巧. 基于小波变换的散斑纹理表面粗糙度信息提取[J]. *电子测量与仪器学报*, 2012, 26(12): 1091-1095.
- [6] Zhu Y Q, Shen Y, Jin M, et al. Metrological characteristics of cylinder liner wear surface waviness and roughness[J]. *China Surface Engineering*, 2014, 27(5): 59-64.
朱亚琼, 沈岩, 金梅, 等. 缸套磨损表面波纹度和粗糙度形貌特征变化规律[J]. *中国表面工程*, 2014, 27(5): 59-64.
- [7] Liu J, Lu E H, Yi H A, et al. Grinding surface roughness measurement based on image quality assessment[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(3): 374-381.
刘坚, 路恩会, 易怀安, 等. 基于图像质量的磨削表面粗糙度检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(3): 374-381.
- [8] Lyu Z Y, Zhang C K, Han M. DSTnet: a new discrete shearlet transform-based CNN model for image denoising[J]. *Multimedia Systems*, 2021: 1-13.
- [9] Tong X Y, Li H X, Yao L J, et al. Feature extraction and analysis of surface microscopic image of pure copper subjected low cycle fatigue[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2015, 34(9): 1446-1450.
童小燕, 李洪旭, 姚磊江, 等. 纯铜低周疲劳表面显微形貌的特征提取与分析[J]. *机械科学与技术*, 2015, 34(9): 1446-1450.
- [10] Polák J, Man J. Experimental evidence and physical models of fatigue crack initiation[J]. *International Journal of Fatigue*, 2016, 91: 294-303.
- [11] Zhao R, Hong Z W, Lu J, et al. A new method of out-of-plane displacement measurement for optical fiber material based on digital speckle correlation method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(17): 1712002.
赵冉, 洪志伟, 陆菁, 等. 散斑相关理论测量光纤材料离面位移的新方法[J]. *光学学报*, 2021, 41(17): 1712002.
- [12] Hussein A M, El-Awady J A. Surface roughness evolution during early stages of mechanical cyclic loading[J]. *International Journal of Fatigue*, 2016, 87: 339-350.
- [13] Wang Y, Meletis E I, Huang H. Quantitative study of surface roughness evolution during low-cycle fatigue of 316L stainless steel using Scanning Whitelight Interferometric (SWLI) microscopy[J]. *International Journal of Fatigue*, 2013, 48: 280-288.
- [14] Zhu D R, Xu L, Wang F B, et al. Evolution of metal surface topography during fatigue[J]. *Metals*, 2017, 7(2): 66.
- [15] Chu L, Liu B, Xu L, et al. Speckle quality evaluation based on gray level co-occurrence matrix

- [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0410019.
初录, 刘斌, 许亮, 等. 基于灰度共生矩阵的散斑质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0410019.
- [16] Ma S, Deng K Z, Zhuang H F, et al. Otsu change detection of low and moderate resolution synthetic aperture radar image by using multi-texture features [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(6): 062804.
马骥, 邓喀中, 庄会富, 等. 中低分辨率合成孔径雷达影像多纹理特征的 Otsu 变化检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(6): 062804.
- [17] Chen Z B, Huang J, Wang K H, et al. Effect of laser processing parameters on microstructural characteristics of skin *in vitro*[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(3): 0302001.
陈子博, 黄俊, 王克鸿, 等. 激光工艺参数对离体皮肤显微组织特征的影响[J]. *中国激光*, 2020, 47(3): 0302001.
- [18] Liu T, Wu J X, Lei J F, et al. Multifeature extraction of three-dimensional topography of carbon steel specimen during fatigue process[J]. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2021(9): 6680855.