

文章编号 1004-924X(2012)11-2459-06

基于非负矩阵分解算法的工程陶瓷磨削表面损伤检测

林 滨*, 张彦斌, 陈善功

(天津大学 先进陶瓷与加工技术教育部重点实验室, 天津 300072)

摘要: 考虑表面损伤检测在工程陶瓷表面质量评价中的重要作用, 首次把非负矩阵分解(NMF)图像重构算法引入工程陶瓷磨削表面损伤检测中, 并进行了理论分析与实例检测。首先, 将输入图像数据集从原始数据空间降维到一个低维 NMF 空间, 利用本文提出的图像重构相对误差 0.1 监督规则, 确定子空间基 r 值。然后, 利用两个低维非负矩阵进行图像重构, 获取磨削纹理背景图像, 并通过图像减法去除磨削纹理。最后, 利用 Canny 边缘检测算法提取工程陶瓷磨削表面损伤图像。实验结果表明, 该方法能够准确提取表面损伤并计算磨削损伤率评价参数。

关键词: 工程陶瓷; 磨削纹理; 表面检测; 非负矩阵分解

中图分类号: TB30; TQ174.12 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122011.2459

Damage detection of engineering ceramics ground surface based on NMF

LIN Bin*, ZHANG Yan-bin, CHEN Shan-gong

(Key Laboratory of Advanced Ceramics and Machining Technology of the Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

* Corresponding author, E-mail: linbinph@tju.edu.cn

Abstract: As the surface damage detection plays an important role in evaluating engineering ceramic surface quality, this paper introduces an image reconstruction algorithm, Nonnegative Matrix Factorization (NMF) algorithm, into the damage detection of engineering ceramics grinding surface for the first time. It analyzes the theoretical function of the algorithm and gives a detection example. First, the input image data set was reduced from an original data space to a lower-dimensional NMF space, and the image reconstruction relative error 0.1 rule proposed by this paper was used to determine a proper space basis r value. Then, the background image of ground texture was obtained by image reconstruction using two lower-dimensional nonnegative matrixes, and the ground textures were removed by image subtraction. Finally, the Canny edge detection was used to extract the damage image of engineering ceramics grinding surface. Experimental results indicate that the proposed method can accurately extract the surface damage of engineering ceramics and can calculate the evaluation parameter of grinding damage rate.

收稿日期: 2012-06-03; 修订日期: 2012-08-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 51075296); 国家科技重大专项资助项目(No. 2011ZX04002-161)

Key words: engineering ceramics; ground texture; surface inspection; Nonnegative Matrix Factorization (NMF)

1 引言

作为精密零件,工程陶瓷以其优良的物理和化学性能,如优异的耐磨性,耐腐蚀性,以及高温强度在航空航天、军工、医疗等领域得到了广泛应用。由于工程陶瓷材料的硬脆性,陶瓷工件表面往往会留下不同程度的磨削损伤,例如破碎、裂纹、划痕等,这些磨削损伤会严重改变陶瓷零件表面性质,导致强度降低,甚至造成零件过早失效^[1]。由于传统的粗糙度表面检测指标不能准确地反映出损伤信息,表面损伤检测对于陶瓷工件表面质量评估是一个重要的补充。其中基于图像识别的无损检测方法,具有相当大的潜力,该技术是利用机器视觉技术,将采集到的表面图像输入到损伤检测系统,利用一定的算法来实现表面损伤识别以及表面质量评估的。

工程陶瓷工件表面含有磨削纹理时,会严重干扰磨削损伤的准确识别,因此对磨削纹理的检测非常重要。对于其他纹理表面的缺陷检测,已经有人提出了许多研究方法,例如统计法、结构法、空间域滤波器、频域滤波器等^[2-3],这些方法主要是从滤波器角度考虑,滤除主要纹理信息。由于数字图像是以矩阵的形式呈现,所以人们也从矩阵分解的角度研究图像处理过程,通过对目标矩阵进行分解、降维处理,达到特征提取等目的,比如人脸识别^[4]。然而传统矩阵分解方法,如主成分分析(PCA)、独立分量分析法(ICA)等,虽然各自具有不同的优点,但是对于数据的表示是基于整体而不是基于部分,而且分解过程不能保证子矩阵元素值为非负,这对于图像像素值必须为非负是无法解释的。Lee 和 Seung 于 1999 年在 Nature 上提出非负矩阵分解(Nonnegative Matrix Factorization, NMF)算法^[5],该算法是利用局部特征线性组合表征整体,并在分解的过程中加入矩阵元素非负这一约束条件,所以 NMF 算法对于现实问题具有实际意义。另外,该算法便

于将高维数据降维,故适合处理大规模数据^[6-7]。因此,针对光学检测系统中磨削纹理干扰损伤检测这一难题,本文首次将 NMF 算法应用到工程陶瓷磨削表面损伤检测中,并进行了理论分析与实例检测,实现了磨削纹理去除及损伤特征提取,这对工程陶瓷磨削表面质量评价具有重要意义。

2 基于 NMF 的磨削损伤检测方案

2.1 非负矩阵分解

首先把 $m \times n$ 大小的输入图像 \mathbf{V} 分成 m 个行向量组合, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m]^T$, 并预先制定一个正整数 r , $(m+n)r < mn$, 则 NMF 把矩阵 \mathbf{V} 分解成两个非负子矩阵, $m \times r$ 大小 \mathbf{W} 和 $r \times n$ 大小 \mathbf{H} :

$$\mathbf{V} \approx \mathbf{WH}, \quad (1)$$

其中: $\mathbf{W}_{m \times r}$ 为基矩阵, $\mathbf{H}_{r \times n}$ 为系数矩阵, r 是表征内部数据维数的空间基。 \mathbf{W} 的列是潜在的基向量,即 \mathbf{V} 的 n 列中的每一列都可以由 \mathbf{W} 的 r 列来确定, \mathbf{H} 的列表示着与每一个基向量有关的权重^[8-9]。找到非负矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 的传统方法是最小化 \mathbf{V} 与 \mathbf{WH} 之间的差异,

$$\min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} f(\mathbf{W}, \mathbf{H}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (V_{ij} - (\mathbf{WH})_{ij})^2 = \frac{1}{2} \|\mathbf{V} - \mathbf{WH}\|_F^2, \quad (2)$$

s. t. $W_{in} \geq 0, H_{bj} \geq 0, \forall i, a, b, j$

其中: $\|\cdot\|_F$ 是 Frobenius 范数。现在有多种算法解决以上最小约束优化问题,比如乘法迭代算法^[10],基于线性投影结构的 NMF^[11],投影牛顿法^[12],利用投影梯度的交替非负最小二乘法(Alternating Nonnegative Least Squares with Projected Gradient, ANLSPG)^[13]等。ANLSPG 算法是利用投影梯度解决交替非负最小二乘法产生的非负子问题。交替非负最小二乘法是交替的固定一个矩阵,改进另一个矩阵,即:

$$\mathbf{W}^{r+1} = \arg \min_{\mathbf{W} \geq 0} f(\mathbf{W}, \mathbf{H}^r), \quad (3)$$

$$\mathbf{H}^{r+1} = \arg \min_{\mathbf{H} \geq 0} f(\mathbf{W}^{r+1}, \mathbf{H}). \quad (4)$$

ANLSPG 算法利用投影梯度解决了以上两

个子问题,并对每一次迭代成本进行了对比分析,得出 ANLSPG 算法具有更快的收敛速度和强大的优化性能。所以本文采用 ANLSPG 算法对工程陶瓷磨削纹理表面图像进行非负矩阵分解,其 r 维 NMF 分解记为 $NMF_r(\mathbf{V})$ 。

图 1 是利用 NMF 算法分析工程陶瓷磨削纹理表面损伤图像的近似重构能力。图 1(b)显示了通过两个非负矩阵 $\mathbf{W}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{H}_{1 \times n}$ 获得的重构图像。可以看出图 1(b)是一个均匀的重构结果,背景磨削纹理有些模糊。当 $r=2$ 时,如图 1(c)所示,部分磨削纹理已经变得比较明显。图 1(b)与

图 1(c)属于 r 过小情况,在重构图像中会造成一部分背景磨削纹理信息的丢失。当 $r=3$ 时,图 1(a)的背景磨削纹理在重构图像中已经被很好地近似还原;当 r 从 4 到 10 增大时,重构图像中的磨削纹理随着磨削损伤的逐渐出现而受到干扰,这属于 r 过大情况。因此对于工程陶瓷磨削表面损伤检测,取 r 从 1 到 10 进行 NMF 分解,能够充分确定一个恰当的空间基 r 值。此外,当 $r=50$ 时,重构图像基本上还原了输入图像信息,这说明基于 ANLSPG 算法的 NMF 具有很好的重构效果。

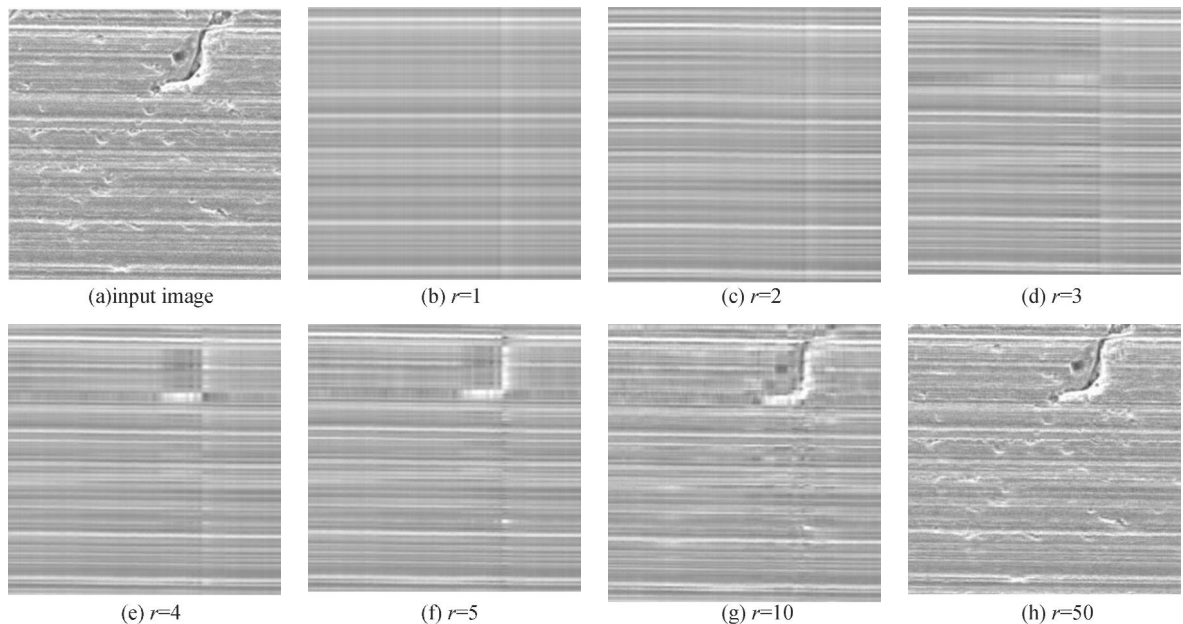


图 1 含有裂纹与破碎的工程陶瓷磨削纹理表面以及图像重构

Fig. 1 Ground texture surface of engineering ceramics with cracks and pullouts and its image reconstruction

2.2 工程陶瓷磨削纹理表面图像复原

从图 1 可以看出,NMF 近似可以看成一种自我提炼方案,即能够很好地自我重构背景磨削纹理。因此,通过恰当选择空间基 r ,获得输入图像 \mathbf{V} 的背景磨削纹理 $NMF_r(\mathbf{V})$ 。然后通过 \mathbf{V} 与 $NMF_r(\mathbf{V})$ 的图像减法,可获得几乎不含磨削纹理信息的复原图像 \mathbf{V}_R 。

$$\mathbf{V}_R = \mathbf{V} - NMF_r(\mathbf{V}). \quad (5)$$

2.3 空间基 r 选取

从图 1 可以看出,空间基 r 选择过大或过小都会扭曲重构图像中的背景磨削纹理。于是,本文提出了一个监督规则,即利用表面质量相对较好的工程陶瓷磨削图像的重构相对误差 (e_i) 作为判断准则,

$$R_i^F = \|\mathbf{V}_T - NMF_i(\mathbf{V}_T)\|_F^2, \quad (6)$$

$$e_i = \frac{\|\mathbf{V}_T - NMF_i(\mathbf{V}_T)\|_F^2}{\|\mathbf{V}_T\|_F^2} \times 100\%, \quad (7)$$

式中: $i=1, 2, \dots, 10$; R_i^F 为不同 r 值对应的残余误差, \mathbf{V}_T 为表面质量相对较好的训练图像。

一般情况下,工程陶瓷磨削纹理表面并不像纺织物纹理表面那样具有周期性和规律性,而且都会或多或少的含有一些磨削损伤。故取图 2(a)作为训练图像 \mathbf{V}_T ,并利用重构相对误差 0.1 规则确定 r 值,然后进行图像重构。具体方法为:取图像重构相对误差大于 0.1 对应的 i 个数加 1,作为最优的空间基 r 值, e_i 数值如图 3(b)所示。因为在 $e_i \geq 0.1$ 的范围内,重构图像中磨削纹理逐渐明显,相

应的残余误差变化较大。如图 3(a) $r \leq 3$ 范围所示, 残差曲线形状较陡峭; 而在 $e_i < 0.1$ 范围内, 重构图像的磨削纹理变化不大, 随着 r 的增大反而增加了 CPU 的运行时间。如图 3(a) $r > 3$ 区间所示, 残差曲线形状较平坦, 即在此点之后图像重构相对误差变化较小。最后得出当 $r = 3$ 时, 背景磨削纹理重构效果最好, 如图 2(b) 所示。

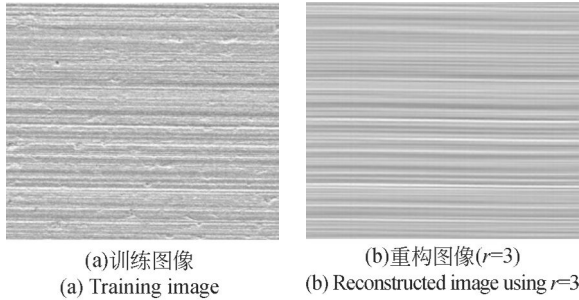
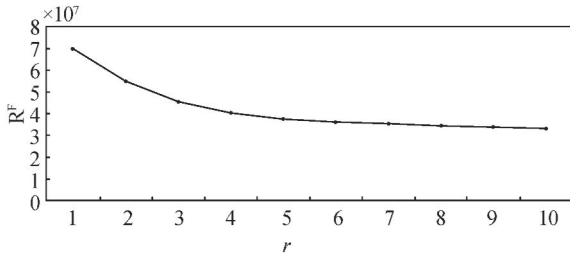
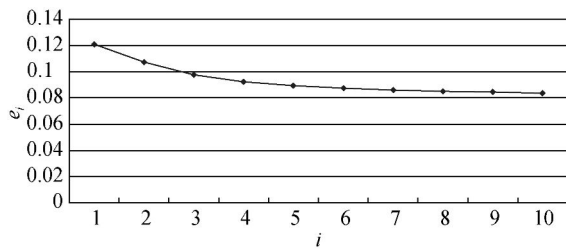


图 2 工程陶瓷磨削表面图像及训练过程
Fig. 2 Engineering ceramics ground surface image and training process



(a) 对于图 2(a) 利用不同空间基值 r 对应的残差曲线
(a) Corresponding residual curve to different r for Fig. 2(a)



(b) 相应的图像重构相对误差 e_i
(b) Corresponding image reconstruction relative error e_i

图 3 确定恰当的空间基 r 值

Fig. 3 Determining a proper basis space r value

2.3 磨削损伤图像提取

空间基向量个数 r 确定之后, 利用公式 (5) 获取复原图像。在现有的缺陷图像提取算法中, 统计过程控制二值化 (SPC) 方法被广泛使用, 即对复原图像的灰度取均值和方差, 设置灰度统计上下控制界限。但该方法会丢失缺陷信息, 而且工作量大。因此本文采用 Canny 边缘检测算法提取缺陷图

像, 实验表明该方法效果较好。

3 实验与讨论

利用本文方法对工程陶瓷磨削纹理表面图像进行磨削损伤实例检测研究。所有输入图像均归一化成 360×360 的灰度图。在检测阶段, 采用前期训练阶段获得的空间基 r 值 3 进行 NMF 图像重构; 将输入图像与重构图像相减, 获得没有磨削纹理信息的复原图像; 在复原图像图像中, 表面损伤信息被较好的保留, 并可以方便地计算表面损伤评价参数, 检测实例如图 4 所示。

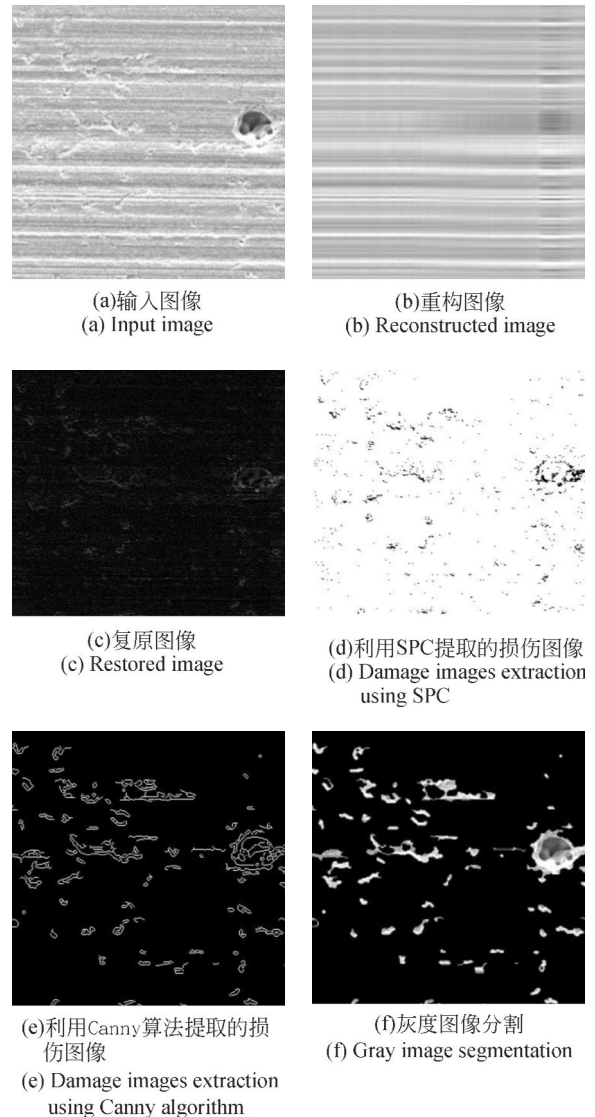


图 4 实例检测及对比分析
Fig. 4 Detection examples and comparative analysis

在图 4(c) 复原图像中, 磨削纹理已经变得模

糊,而局部磨削损伤被保留下来。除此之外,通过图 4(d)与图 4(e)比较,可以发现,SPC 二值化方法并不适合工程陶瓷磨削表面损伤检测,因为工程陶瓷磨削表面的破碎损伤或大或小,或一点或一片,形状也变化多端,很难通过统计过程控制二值化方法获得较好的缺陷图像。然而,相对于图 4(d)的缺陷提取效果,图 4(e)则比较直观地提取了缺陷图像。

在得到图 4(e)后,多次利用形态学^[14]闭运算对提取的缺陷信息进行修正,填补空穴,修补狭长连接等,然后点乘输入图像,得到图 4(f)。可以清楚地看到磨削损伤信息基本被全部提取。而且还可以简单地计算表面损伤评价参数,即输入图像损伤率:

$$\text{损伤率} = \frac{\text{损伤图像面积}}{\text{输入图像面积}} \times 100\%, \quad (8)$$

将其转化为对应像素个数之比,可得图 4(a)的磨削损伤率为 $(9162/129600) \times 100\% = 7.07\%$ 。

4 结 论

本文把 NMF 图像重构算法引入到工程陶瓷磨削表面损伤检测中,通过 ANLSPG 算法获得图像分解子矩阵 \mathbf{W} 和 \mathbf{H} 。然后提出了图像重构相对误差 0.1 规则来选择空间基 r ,最后利用图像减法获得复原图像,达到去除磨削纹理的目的。

相对于 SPC 二值化方法,利用 Canny 边缘检测算法提取工程陶瓷磨削表面损伤图像提取缺陷效果更清晰、完整,最后的检测实例中获得了 7.07% 的磨削损伤率。另外,NMF 算法的改进、磨削损伤的分类、评价等仍需做进一步研究,以便能够实现广泛的工程应用,提高工程陶瓷表面质量评估的可靠性,满足工业界对陶瓷零件高表面质量以及高精度的要求。

参考文献:

- [1] ZHANG B,ZHENG X L,TOKURA H, et al. Grinding induced damage in ceramics [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2003, 132: 353-364.
- [2] KUMAR A. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey [J]. *IEEE Trans Ind Electron*, 2008, 55(1): 348-363.
- [3] XIE X. A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques [J]. *Electron Lett Comput Vis Image Anal*, 2008, 7(3): 1-22.
- [4] GUILLAMET D,VITRIÀ J. Non-negative matrix factorization for face recognition [J]. *Lect Notes Comput Sci*, 2002, 2504: 336-344.
- [5] LEE D D,SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401(10): 788-791.
- [6] GUILLAMET D,VITRIA J,SCHIELE B. Introducing a weighted non-negative matrix factorization for image classification [J]. *Int Conf Pattern Recognit*, 2002, 2: 116-119.
- [7] GUILLAMET D,VITRI J,SCHIELE B. Introducing a weighted non-negative matrix factorization for image classification [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24: 2447-2454.
- [8] 高涛,何明一. 改进投影梯度非负矩阵分解的单训练样本特征提取研究[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(5): 1121-1125.
- GAO T, HE M Y. Using improved non-negative matrix factorization with projected gradient for single-trial feature extraction [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(5): 1121-1125. (in Chinese)
- [9] 王梁,郝燕玲,张振兴. 基于 NMF 闭塞字典的压缩传感声纳图像识别[J]. *华中科技大学学报:自然科学版*, 2011, 39(9): 29-33.
- WANG L,HAO Y L,ZHANG ZH X. Sonar image recognition of compressed sensing using NMF occlusion dictionary [J]. *J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech.: Natural Science Edition*, 2011, 39(9): 29-33. (in Chinese)
- [10] LEE D D,SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [J]. *Adv Neural Inf Process Syst*, 2001, 13: 556-562.
- [11] 李乐,章毓晋. 基于线性投影结构的非负矩阵分解[J]. *自动化学报*, 2010, 36(1): 23-39.
- LI L, ZHANG Y J. Linear Projection-based Non-negative Matrix Factorization [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(1): 23-39. (in Chinese)
- [12] GONG P H, ZHANG C S. Efficient nonnegative matrix factorization via projected newton method

- [J]. *Pattern Recognition*, doi:10.1016/j.patcog.2012.02.037.
- [13] LIN C J. Projected gradient methods for non-negative matrix factorization [J]. *Neural Comput*, 2007, 19(10): 2756-2777.
- [14] 张俊雄, 苟一, 李伟. 基于形态特征的玉米种子表面裂纹检测方法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(6): 951-956.
- ZHANG J X, GOU Y, LI W. Detection of surface cracks of corn kernel based on morphology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(6): 951-956. (in Chinese)

作者简介:



林 滨(1965—),男,天津人,博士,教授,博士生导师,1999 于天津大学获得工学博士学位,主要从事硬脆材料精密、超精密加工理论与关键技术、数控加工工艺与装备、故障诊断与动态监控等方面的研究. E-mail: linbinph@tju.edu.cn



陈善功(1985—),男,山东枣庄人,硕士研究生,2010 年于德州学院获得学士学位,主要从事表面损伤检测、图像处理方法及表面质量评价等方面的研究. E-mail: sgchen@tju.edu.cn



张彦斌(1989—),男,甘肃天水人,硕士研究生,2011 年于天津科技大学获得学士学位,主要从事表面形貌表征,损伤检测及表面质量评价等方面的研究. E-mail: zhangyanbing200@163.com

● 下期预告

纳米磁微粒的双扫描干涉激光散斑实验

王希军¹, 苏少昌^{1,2}

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

设计了可用于研究纳米尺度 100 nm 磁微粒族运动的双扫描干涉激光散斑实验。利用位相延迟扫描补偿横向扫描附加位相带来的干涉条纹变动提高空间分辨能力。具有从散斑图中提取干涉条纹,作为标尺研究了磁微粒族的运动的特点。实验结果表明,磁场变化的非线性、微粒间的碰撞和聚集等复杂因素的影响,使磁微粒族的运动为非匀速运动,其运动的平均速度在 6.93 mm/s 量级,磁流体运动是湍流方式。