

文章编号: 0258-7025(2009)Supplement 2-0231-07

# 基于激光散斑和神经网络的表面粗糙度测量

徐晓梅 胡泓

(哈尔滨工业大学深圳研究生院, 广东 深圳 518055)

**摘要** 为实现表面粗糙度的非接触、快速测量,提出了一种基于激光散斑和径向基神经网络的表面粗糙度测量方法,通过实验验证了方法的有效性,并且分析了测量结果的主要影响因素。借助图像处理技术,从采集的散斑图像中提取了 4 个与表面粗糙度密切相关的特征向量——对比度、暗区比、灰度分布和二值特征。以这 4 个特征向量作为神经网络的输入,利用径向基神经网络的自组织、自学习和记忆等特性,用一定数量的样本对神经网络进行了学习训练,然后用训练好的神经网络完成了 4 个不同粗糙度等级的平磨样块的测量实验。结果表明,该测量方法能够准确实现表面粗糙度的分类测量,并且具有非接触、测量速度快、准确率较高等特点,而影响因素的分析对深入研究有一定的参考作用。

**关键词** 测量;激光散斑;神经网络;表面粗糙度;图像处理

中图分类号 TH741 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL200936s2.0231

## Surface Roughness Measurement Based on Laser Speckle and Neural Network

Xu Xiaomei Hu Hong

(Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School, Shenzhen, Guangdong 518055, China)

**Abstract** In order to realize non-contact and rapid measurement of surface roughness, a new surface roughness measurement method based on laser speckle and radial basis function neural network is proposed. The validity of the measurement method is verified by experiment, and several main influencing factors are analyzed. By utilizing image processing technique, four feature vectors are extracted from gathered speckle images. The four feature vectors that are nearly correlative to surface roughness include contrast, dark region ratio, gray distribution and binary feature. As neural network has characteristics such as automatically organizing, automatically studying and memory capability etc, these four above feature vectors are taken as inputs of the radial basis function neural network to realize the surface roughness measurement. A number of samples are used to train the neural network, and the trained neural network measured 4 flat-grinding specimens with different roughness values. The results indicate that the measurement method can measure surface roughness in a classifying way. The method can measure surface roughness not-contact and rapidly in high-precision. And the analysis of influencing factors is helpful to in-depth research.

**Key words** measurement; laser speckle; neural network; surface roughness; image processing

### 1 引言

表面粗糙度是机械加工中描述表面微观形貌最常用的参数,它反映的是机械零件表面的微观几何形状误差。表面粗糙度评估对很多基础问题都很重要,因此几十年来一直是实验和理论研究的重要课题之一。随着表面粗糙度在更多科技领域,如电视通信、半导体、集成电路、精密工程和生物医学等领域内的应用需求的增加和重要性的日益显现,表面

粗糙度测量方法的更新和提高成为迫在眉睫需要解决的问题。表面粗糙度测量方法有很多,按照测量原理的不同,大致可分为接触式测量方法、光学测量方法和非光学式扫描显微镜方法三类,其中尤以光学测量方法的研究最为广泛,主要包括基于光干涉的干涉测量法<sup>[1~5]</sup>和基于光散射原理的散射测量法<sup>[6~8]</sup>及散斑测量法<sup>[9,10]</sup>等。

自从激光问世以来,由相干激光产生的散斑受

**基金项目:** 深圳市科技与信息局非共识技术创新计划资助项目。

**作者简介:** 徐晓梅(1980—),女,博士研究生,主要从事光机电一体化测量方面的研究。E-mail: xuxiaomeihit@gmail.com

**导师简介:** 胡泓(1965—),男,博士,教授,主要从事机电一体化系统、智能系统、传感器、精密仪器、线性与非线性控制系统理论及微机电系统(MEMS)等方面的研究。E-mail: honghu@hit.edu.cn

到了极大的重视,许多学者已经研究了散斑图样的统计特性,并将之应用于表面粗糙度的测量当中<sup>[11~14]</sup>。散斑法具有以下优点:1)可获得较好的粗糙度分辨率;2)振动对测量结果的影响较小;3)测量范围较大;4)易实现高速和自动化测量。但是该方法不能得到表面形貌的轮廓信息,只能作比较测量。其测量实现通常需要以下几个步骤:CCD记录散斑图像;图像数字化;图像处理,特征提取;比较测量。

随着新技术的不断发展和完善,多种技术如图像处理、神经网络、小波分析等与传统的表面粗糙度测量方法相结合派生出一些新的综合测量技术和方法。神经网络的应用是其中很有发展潜力的一个方向。径向基(RBF)神经网络更是以其简单的结构、快速的训练过程和良好的推广能力等诸多优点在许多领域有成功的应用,特别是在模式分类和函数逼近方面。例如,RBF神经网络应用于模式识别,各种系统或具体部件的故障诊断及对未知状态、物理量(如表面粗糙度等)的预测和估计<sup>[15~19]</sup>。

## 2 实验测量

### 2.1 散斑成因及图像采集

散斑现象普遍存在于光学成像的过程中,当用高度相干的激光照射光学粗糙表面时,就会出现激光散斑。该表面的粗糙程度应等于或稍大于所用光波波波长量级。图1所示为光在物体表面散射时形成散斑的原理图。距离表面适当远处的光波,由许多相干子波所组成,而每一个子波来自该表面上的不同单元。这些经光学粗糙面散射而产生的子波不仅相位随机,而且振幅也随机。这样一些相位不同的次级相干球面子波,相互干涉而产生的颗粒状的无规则分布的亮暗斑点,称为激光散斑(laser speckles)或斑纹。

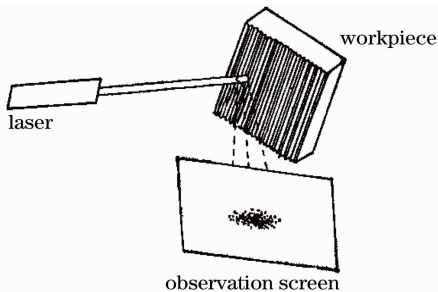


图1 激光散斑成因

Fig. 1 Forming of laser speckles

测量的是机械加工的金属表面。由于金属是导体,对光有较强的反射和吸收。其反射率与入射角、波长、金属导电特性以及表面粗糙度等密切相关。当

入射角和波长固定时,同种金属的反射率主要与被测表面粗糙度有关。由于光在粗糙金属表面反射时将同时产生散射,使光轴上所测得的光强降低。表面粗糙度愈大,主轴上的光强愈小,即有更多的光会反射出主轴。接收屏上所接收到的散斑多是由反射而形成的散斑,但与此同时,在反射散斑周围还有由许多小的散斑组成的散射光带,它们同时出现而使金属表面的散斑图像呈现出一定的形状。金属表面粗糙度越小其散斑图像的光强分布越集中,反之,粗糙度越大其散斑图像的光强分布越分散。极致地,当被测表面为镜面时不呈现散斑,光强集中于一点,整个图像表现为一亮斑;当被测表面极为粗糙时也不呈现散斑,光被完全散射,整个图像表现为暗区。除此之外,散斑图像形态还与金属表面的加工纹理有关,不同的加工方法所得的粗糙表面其散斑图像不同。图2,图3所示分别为不同粗糙度级别的平磨表面和外圆磨表面的散斑图像,图中 $R_a$ 为表面轮廓算术平均高度,是最为广泛运用的表面粗糙度评定参数之一,也是国家标准中推荐优先选用的参数。

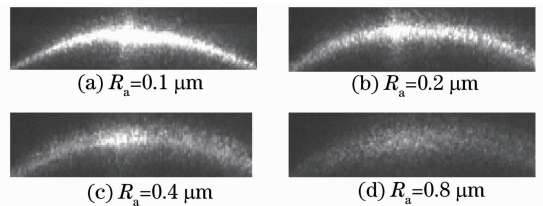


图2 不同粗糙度平磨样块的散斑图像

Fig. 2 Speckle images of the flat-grinding specimens with different roughness values

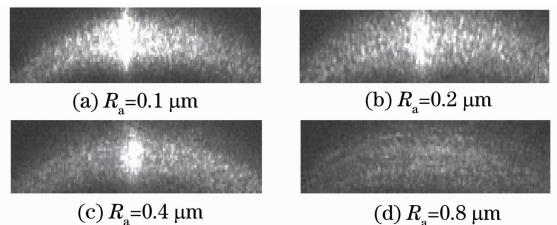


图3 不同粗糙度外圆磨样块的散斑图像

Fig. 3 Speckle images of the cylindrical-grinding specimens with different roughness values

图4所示为获得上述散斑图像的实验系统结构简图。由He-Ne激光器(功率2.2 mW,波长632.5 nm)射出的激光束直接入射到粗糙表面,经反射、散射后成像在白色接收板上,再由MTV-350ICB摄像头直接接收散斑图像,经过图像采集卡进行模/数(A/D)变换,将模拟信号变成数字信号,再显示在计算机屏幕上,此数字信号同时存入计算机便于后续数据处理。实验采用的标准样块由哈尔滨量具刃具厂生产,包含有4个表

面粗糙度等级的多种加工方式生产的标准样块(如：车、刨、镗、平铣、端铣、平磨、外圆磨、研磨等),重点研究测量的是平磨和外圆磨表面。

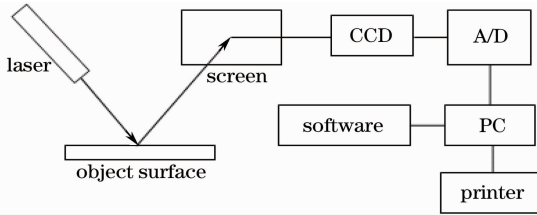


图4 实验系统结构示意图

Fig. 4 Sketch map of the experiment set-up

## 2.2 图像预处理及特征提取

激光散斑是无规律散射体被相干光照射产生的,因此是一种随机过程。要研究它必须采用概率统计的方法。用统计方法可以研究散斑的强度分布、对比度和散斑运动规律等特性。由 CCD 摄像机采集的散斑图像也应该看作是一个随机过程,各个点的灰度值是这个随机过程的一次实现。它可认为是在灰度均值的基础上,叠加随机误差而构成,所以如果以单次采样的灰度图直接作为模式特征,各种随机干扰将会严重的影响模式识别的准确性,因此有必要对单次采样进行噪声的消除。维纳滤波器将信号和噪声都视为随机信号,在对这些随机信号进

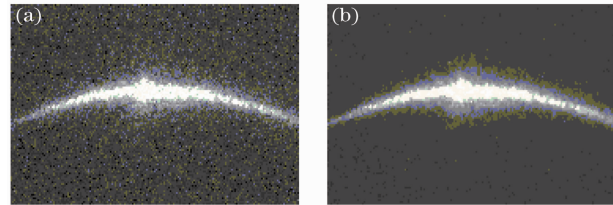


图5 散斑图像经维纳滤波器滤波前后对比

(a) 原图像;(b) 滤波后

Fig. 5 Images removed noise by using Wiener filter or not. (a) original image; (b) filtered image

行统计分析的基础上设计出符合最优原则的滤波器。该滤波器的这一特点与散斑图像的统计意义相吻合,而且维纳滤波器在信号和噪声同时输入时,能将信号尽可能精确地输出重现,而噪声却受到最大抑制。所以选用维纳滤波器消除散斑图像中存在的噪声。图5所示为一幅散斑图像在维纳滤波前后的变化。显然,维纳滤波能较好地去除背景噪声、减小背景光对测量结果的不利影响。

通过 CCD 摄像机可以把散斑图像转换成一幅二维数字图像,但显然在大多数情况下不能直接在测量空间中进行分类器设计,因为它的维数太高(640×480),而且不能反映对象的本质,这就需要进行对原始图像进行特征提取,即确定原始特征的某种组合为二次特征,以便应用于神经网络的识别。

根据特征选取的原则,选取了对比度特征、暗区对比特征、灰度特征和二值特征4个特征值。其各自解释及定义如下<sup>[20]</sup>：

1)对比度特征 散斑图像对比度  $V$  是观察面上散斑强度变化的规范化标准差,可用来定量地表征散斑的强度变化。对于一幅二维散斑图像,其定义为

$$V = [\langle I^2(x,y) \rangle - \langle I(x,y) \rangle^2]^{1/2} / \langle I(x,y) \rangle, \quad (1)$$

式中  $I(x,y)$  为散斑的强度。对一幅数字图像,可近似计算为

$$\langle I^2(x,y) \rangle = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f^2(x,y), \quad (2)$$

$$\langle I(x,y) \rangle = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f(x,y), \quad (3)$$

式中  $f(x,y)$  表示散斑图像的灰度级,其取值范围为  $f(x,y) \in \{0,1,\dots,255\}$ ,  $N = N_x N_y$  为图像的像素总数,  $N_x, N_y$  分别为图像  $x, y$  方向的维数。将(2)式和(3)式代入(1)式有

$$V = \frac{\left\{ (1/N_x N_y) HRI \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f^2(x,y) - \left[ (1/N_x N_y) \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f(x,y) \right]^2 \right\}^{1/2}}{(1/N_x N_y) \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f(x,y)}, \quad (4)$$

实验证明随表面粗糙度的增加,散斑图像逐步呈现出来,当表面粗糙度达到一定程度时,对比度  $V$  将趋于一个固定值。 $V$  是直接反映散斑对比度的一个特征,它的物理意义极为明显和易于理解,也是许多散斑图像研究中所利用的特征。

2)暗区比特征 暗区主要来源于两部分,一部

分是由于被测表面不同部分反射光相互干涉形成的,另一部分是由于散射而使光强降低所造成的。当被测的表面为镜面时,全为亮区,即暗区比为零。当被测的表面为特别粗糙时,光全部散射,暗区比趋于1。由此可见,暗区比与金属表面粗糙度密切相关。

选择一个门限灰度值以区分亮点和暗点,灰度

值低于暗点门限值的像素点则为暗点。暗点总数同总的采样点数之比,称之为暗区比,其计算式为

$$C = \frac{\sum_{i=0}^I M_i}{N}, \quad (5)$$

式中  $M_i$  为  $f(x, y) = i$  的像素数;  $I$  为暗点门限值,对于不同的加工方法,应分别对待,选择不同的灰度门限值。

3) 灰度特征 一幅散斑图像中蕴涵着大量的表面粗糙度信息,散斑的光强分布体现在散斑图像的灰度分布上,而从灰度直方图可以看到分布的范围和平均值随粗糙度的增加而增加。很明显,散斑图像的灰度特征与被测表面的粗糙度密切相关,所以考虑从灰度直方图分布中得到灰度的统计参数作为图像的特征参数。

定义  $R_n$  为散斑图像的灰度特征,它等于图像灰度分布的标准差(SD)与均方根(RMS)高度之比,即

$$R_n = R_{SD} / R_{RMS},$$

$$R_{SD} = \left[ \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{255} M_i (i - \bar{i})^2 \right]^{1/2},$$

$$R_{RMS} = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{255} M_i^2 \right)^{1/2}, \quad (6)$$

式中  $\bar{i} = \langle I(x, y) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} f(x, y)$  为图像灰度分布的平均值;  $i$  为灰度量级化 ( $i = 0, 1, \dots, 255$ )。

4) 二值特征 二值化是图像处理中用来分离对象的一种方法,选取一个适当的灰度值门限  $T$ ,然后将每个像素灰度和它进行比较,高于门限  $T$  的像素设为 1,低于门限  $T$  的像素设为 0。那么就得到一个二值图像。如果图像  $f(x, y)$  灰度范围为  $[g_1, g_2]$ ,在  $g_1, g_2$  之间选择一个灰度值  $T$  作为门限,则二值化后的图像为

$$g_T(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (7)$$

二值图像中同样包含了大量与表面粗糙度相关的散斑信息,因此定义二值图像的面积  $M_n$  为散斑图像的二值化特征,可记作像素值为 1 的像素个数,即

$$M_n = \sum_{x=0}^{N_x} \sum_{y=0}^{N_y} g_T(x, y). \quad (8)$$

二值化过程中门限的选择有许多方法,对散斑图像二值化的目的是分辨物体的表面粗糙度,因此门限的选择要使  $M_n$  的数值能反映出表面粗糙度等级的变化。

## 2.3 网络设计及训练

如图 6 所示,基本的 RBF 神经网络是只含有一个中间隐层的三层结构网络。RBF 网络从输入层空间到隐层空间的变换是非线性的,而从隐层空间到输出层空间的变换则是线性的。因此,RBF 网络具有用线性学习算法来完成以往非线性学习算法所做工作,同时又能保持非线性算法的高精度等特性的优势,所以它具有收敛快且准确率高良好特性。借助 MATLAB 中的神经网络工具箱建立测量用的 RBF 神经网络。

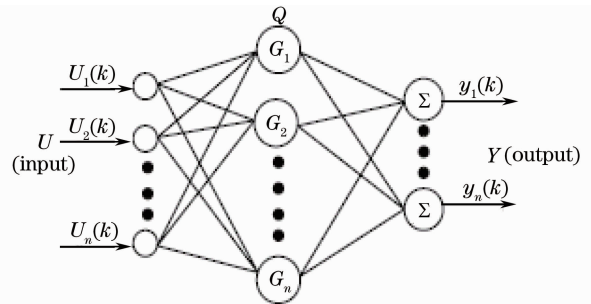


图 6 RBF 神经网络拓扑图

Fig. 6 Constitution of RBF neural network

RBF 神经网络对于一定复杂度和训练集规模而言,确定有一最佳适中值。要考虑如何合理地选择训练样本集规模的问题<sup>[21]</sup>。经过反复实验测试,发现在输入样本数为 60~75 时,网络的隐层(Q)节点数、精度指标和学习速度能够达到相对满意的程度。因此,分别从表面粗糙度为 0.1, 0.2, 0.4, 0.8  $\mu\text{m}$  的平磨标准样块的散斑图像中提取了 60 组特征值,作为 RBF 神经网络的训练样本集,按照所确定的网络参数值,对网络进行学习训练。

## 3 测量结果与影响因素

### 3.1 主要实验结果

为对所设计的 RBF 神经网络做一个较精确的评定,在网络训练好之后,以平磨工件测量为例,对 4 个粗糙度级别的平磨样块进行了测量实验。从样块的不同位置多次采集散斑图像,从中提取 4 类特征值,作为神经网络的输入向量,利用 RBF 神经网络的分类特性完成表面粗糙度测量。其中每一组向量值都是同一位置多次采集的图像中提取的特征值的均值。测量结果如表 1 所示,每一个粗糙度等级的样块都进行了 10 次测量,并求得了其平均值,以便于与轮廓仪测量的标称值作对比。

表 1 平磨表面粗糙度测量结果

Table 1 Measurement results of the flat-grinding surfaces

Measurement	Specimen 1	Specimen 2	Specimen 3	Specimen 4
No.	1	2	3	4
1st	0.09243	0.20218	0.38526	0.77322
2nd	0.09817	0.22256	0.41336	0.78713
3rd	0.09744	0.19741	0.40176	0.82193
4th	0.11404	0.19789	0.39969	0.78957
5th	0.08816	0.19070	0.41653	0.82718
6th	0.10769	0.18765	0.41299	0.79702
7th	0.09048	0.21365	0.37939	0.78724
8th	0.09585	0.21414	0.38987	0.79190
9th	0.08764	0.20718	0.42581	0.79849
10th	0.11246	0.19079	0.40231	0.81704
Mean	0.09840	0.20140	0.40270	0.79910
Ideal	0.1	0.2	0.4	0.8

由表 1 可以看出,借助 RBF 神经网络测量的表面粗糙度  $R_a$  值与用轮廓仪测量的  $R_a$  值很接近,更

有非接触、测量速度快的特点。

### 3.2 影响因素

1)入射角的影响 对比度与表面粗糙度之间存在着密切的关系,入射角又直接对比度的大小。因此选择合适的入射角可以提高系统的精度和分辨能力。实验证明入射角约为  $45^\circ$  时不同粗糙度等级的特征值之间差异最大,最为理想。本实验系统中,激光器出射的光束就以  $45^\circ$  角入射粗糙表面。

2)加工方法的影响 由前述可知不同加工方法情况下,所得表面的散斑图像是不同的,其图像的灰度直方图也不同,相应的其特征参数的值也不同。尽管如此,由图 7 可知特征值与  $R_a$  之间的关系趋势是一致的。需要注意的是,在训练神经网络时要分别用不同加工方式的样本训练,确定网络参数,测量时分别对待。

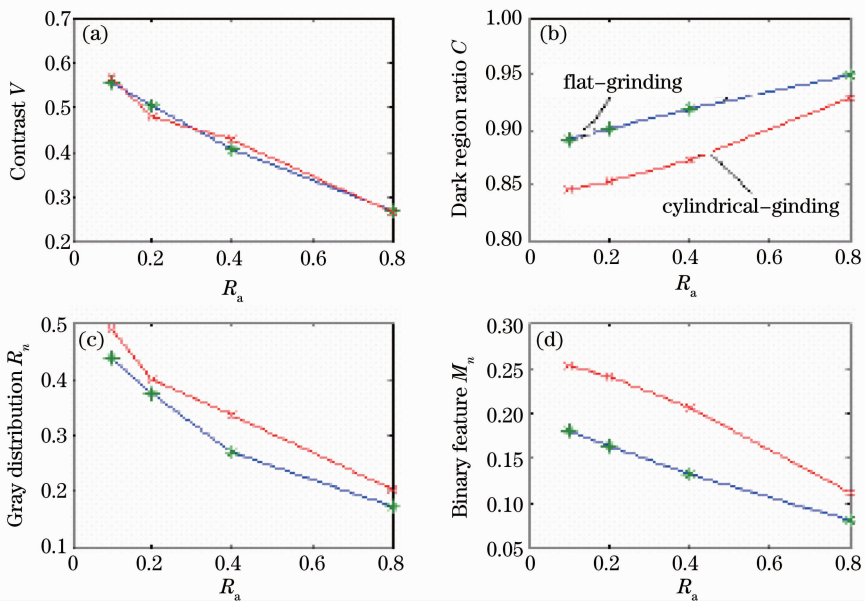


图 7 不同加工方法的影响

Fig. 7 Effect of different processing methods

3)被测表面状况的影响 图 8 所示为沾有油渍、水渍和光洁情况下被测表面的散斑图像。表 2 中数据为分别从这三类图像中提取到的各特征值。由此可知,当光洁表面沾有油渍或水渍后,其散斑图像的对比度特征、灰度特征和二值特征值均减小,而暗区比值增大,由各个特征与表面粗糙度的关系曲线可知,均是增大了被测表面的粗糙度值。并且比较可知,水渍对测量结果的影响更大一些。上述模拟结果,可以为实际测量中的结果分析提供参考。

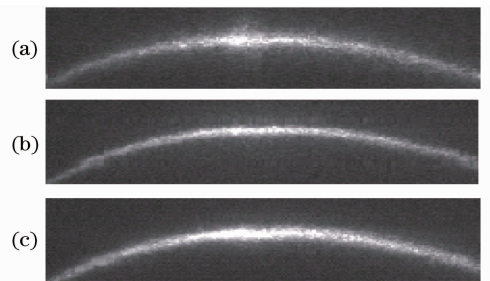


图 8 不同条件下表面同一点处的散斑图像。(a)有油渍的表面;(b)有水渍的表面;(c)光洁表面

Fig. 8 Speckle images of the same point in different conditions (a)surface with oil; (b)surface with water; (c)clean surface

表 2 同一表面不同条件下散斑图像的特征值

Table 2 Speckle images' features of the same surface in different conditions

Conditions	Contrast $V$	Dark region ratio $C$	Gray distribution $R_n$	Binary feature $M_n$
Surface with oil	0.35958	0.92979	0.24015	0.11395
Surface with water	0.29355	0.93548	0.20378	0.10375
Clean surface	0.44406	0.92477	0.28758	0.12358

特征参数的影响因素还有很多,如不同材料的影响、振动的影响、工件运动速度的影响等,有待进一步分析。

## 4 结 论

表面粗糙度测量技术是一项需要不断发展和完善的技术,利用粗糙表面的散斑特性,通过从被测表面的散斑图像中提取与表面粗糙度密切相关的特征向量,借助 RBF 神经网络的自学习、记忆和分类功能,实现了表面粗糙度的测量。详细描述了实验系统及实验过程,阐述了散斑的成因、特征向量的定义和提取以及神经网络的设计和训练情况。最后列出了 4 个不同表面粗糙度等级的平磨样块的测量结果,并与表面轮廓仪的测量结果进行了比较,证明了测量方法的有效性。激光散斑的成因决定了影响散斑法测量表面粗糙度的因素有很多,着重分析了部分主要影响因素,结果揭示了这些影响因素对测量结果的影响趋势和影响程度,对今后的深入研究和实际应用有一定的指导和参考作用。

**致谢** 非常感谢哈尔滨工业大学机电工程学院赵学增教授,王伟杰副教授的指导和帮助,同时感谢周莉莉博士的热心相助。

## 参 考 文 献

- N. Metchkarov, V. Sainov, P. Boone. High-accuracy surface measurement using laser-diode phase-stepping interferometry[J]. *Vacuum*, 2000, **58**(2-3): 464~469
- M. Zecchino. High speed surface measurement with lateral scanning white light Interferometry[J]. *Veeco Instruments Inc.*, 2002
- Dai Rong, Xie Tiebang, Chang Suping. A vertical scanning white-light interfering profilometer[J]. *Optical Technique*, 2006, **32**(4): 545~548
- 戴 蓉,谢铁邦,常素萍. 垂直扫描白光干涉表面三维形貌测量系统[J]. *光学技术*, 2006, **32**(4): 545~548
- You Zheng, Tian Yu, Zhang Enyao. Research on optical heterodyne interference fiber surface roughness sensor [J]. *Optical Technology*, 1994, **20**(6): 45~47
- 尤 政,田 芋,章恩耀. 光外差干涉光纤表面粗糙度传感器的研究[J]. *光学技术*, 1994, **20**(6): 45~47
- Zhang Xifang, Wang Zhengping, Wang Xiaozhong *et al.*. A method of measuring roughness of fine surfaces using interferometry principle of co-optical paths [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2006, **4**(5): 74~76
- 张锡芳,王政平,王晓忠 等. 基于共光路干涉原理的精细表面粗糙度测量方法[J]. *光学与光电技术*, 2006, **4**(5): 74~76
- Hou Haihong, Hong Ruijin, Zhang Dongping *et al.*. Total integrated scatterometer for measuring the microroughness of optical thin films [J]. *Chinese J. Lasers*, 2005, **32**(9): 1258~1261
- 侯海虹,洪瑞金,张东平等. 测量薄膜微粗糙度的总积分散射仪[J]. *中国激光*, 2005, **32**(9): 1258~1261
- Pan Yongqiang, Wu Zhensen, Hang Lingxia. Optical thin films interfaces roughness cross-correlated properties and light scattering[J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(6): 916~920
- 潘永强,吴振森,杭凌侠. 光学薄膜界面粗糙度互相关特性与光散射[J]. *中国激光*, 2008, **35**(6): 916~920
- H. Ragheb, E. R. Hancock. The modified Beckmann-Kirchhoff scattering theory for rough surface analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(7): 2004~2020
- R. K. Erf. *Speckle Metrology (Principles & Applications)*[M]. He Zemin, He Mingxia Transl. Beijing: China Machine Press, 1989. 290~323
- 罗伯特 K·厄尔夫. 散斑计量学(原理与应用)[M]. 贺择民,贺明霞译. 北京:机械工业出版社,1989. 290~323
- Liu Hengbiao, Chi Jingchun. Analysis of affecting factors on surface roughness measurement based on polychromatic speckle elongation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(2): 279~284
- 刘恒彪,迟景春. 基于多色散斑延长效应的表面粗糙度测量及影响因素分析[J]. *光学学报*, 2008, **28**(2): 279~284
- H. Y. Kim, Y. F. Shen, J. H. Ahn. Development of a surface roughness measurement system using reflected laser beam[J]. *J. Mater. Process. Tech.*, 2002, **130~131**: 662~667
- L. Basano, S. Leporatti, P. Ottonello *et al.*. Measurement of surface roughness: use of a CCD camera to correlate doubly scattered speckle patterns[J]. *Appl. Optics*, 1995, **34**(31): 7286~7290
- Zhou Lili, Zhao Xuezheng. Recognition method of surface roughness based on speckle image[C]. *Proceedings of the Second International Symposium on Instrumentation Science and Technology*, 2002, **3**: 214~218
- U. Persson. Real time measurement of surface roughness on ground surface using speckle-contrast technique[J]. *Opt. Laser Eng.*, 1992, **17**(2): 61~67
- V. M. Rivas, J. J. Merelo, P. A. Castillo *et al.*. Evolving RBF neural networks for time-series forecasting with EvRBF [J]. *Inform Sciencs*, 2004, **165**(3-4): 207~220
- Z. H. Xiao, Z. X. Zhang. Computerized system for on-line treating with failure parameter using RBF neural network[C]. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2003, (1-5): 731~735
- Bi Tianshu, Ni Yixin, Wu Fuli *et al.*. A novel neural network approach for fault section estimation [C]. *Proceedings of the CSEE*, 2002, **22**(2): 73~78
- X. Zheng, T. L. Chen. Nonlinear time series forecast using radial basis function neural networks [J]. *Commun. Theor. Phys.*, 2003, **40**(2): 165~168
- D. Gavrilis, E. Dermatas. Real-time detection of distributed denial-of-service attacks using RBF networks and statistical

- features[J]. *Comput Netw*, 2005, **48**(2): 235~245
- 20 Xu Xiaomei. Study of Surface Roughness Measurement Technique Based on Neural Network and Laser Speckle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2005. 23~33  
徐晓梅. 基于神经网络和激光散斑的表面粗糙度测量方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2005. 23~33
- 21 Cao Maosen, Ren Qingwen, Li Ni. Model construction based on RBF net work for bearing capacity of compound foundation with deep mixing pile[J]. *J. Shandong Institute of Architecture and Engineering*, 2003, **18**(2): 15~20  
曹茂森, 任青文, 李 妮. 基于 Matlab 的 RBF 网络的深层搅拌桩承载力建模[J]. *山东建筑工程学报*, 2003, **18**(2): 15~20