

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210672

基于全参考彩色图像质量算法的磨削表面粗糙度测量*

路恩会^{1,2}, 郭耀村¹, 李世雯¹, 刘 坚², 朱兴龙¹

(1. 扬州大学机械工程学院 扬州 225127; 2. 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室 长沙 410082)

摘要: 当前基于机器视觉的粗糙度测量方法使用的图像指标考虑因素少、无参考使得预测模型精度受限、受光源亮度影响大。针对此问题, 论文提出了一种基于全参考彩色图像质量算法的粗糙度测量方法。该方法根据粗糙表面成像机理分析, 在视觉显著性图像质量评估算法(VSI)的基础上引入结构信息, 提出了基于视觉结构显著性(VSIS)的图像质量评估算法, 与此同时设计了一套基于图像质量的磨削样块表面粗糙度测量装置。实验结果表明, 提出的VSIS图像质量评估算法与表面粗糙度 R_a 之间存在明显的相关性。使用最小二乘法拟合出的曲线关系, 能够对粗糙度大于等于 $0.965\ \mu\text{m}$ 的磨削样块进行低离散高精度预测, 平均误差为 $0.111\ \mu\text{m}$, 标准差为 $0.079\ \mu\text{m}$ 。相比于考虑单一因素的粗糙度关联图像特征指标, VSIS有着较好的综合性能, 且能一定程度上克服光源亮度的影响, 为非接触粗糙度测量提供可选择途径。

关键词: 机器视觉; 粗糙度测量; 图像特征指标; 预测模型; 鲁棒性; 图像质量

中图分类号: TN911.73 TP216⁺.1 TH701 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4030

Measurement of grinding surface roughness based on the full-reference color image quality algorithm

Lu Enhui^{1,2}, Guo Yaocun¹, Li Shiwen¹, Liu Jian², Zhu Xinglong¹

(1. College of Mechanical Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The current machine vision-based roughness measurement methods use image metrics with few considerations, no reference making the prediction model accuracy limited and highly influenced by the brightness of the light source. To address this problem, the article proposes a roughness measurement method based on a full-reference color image quality algorithm. Based on the analysis of rough surface imaging mechanism, this method introduces structural information based on visual saliency-induced index (VSI) and proposes an image quality assessment algorithm based on visual saliency structural index (VSIS). Meanwhile, a surface roughness measurement device for grinding samples based on the image quality assessment algorithm is designed. The experimental results show that the proposed VSIS image quality assessment algorithm has a significant correlation with surface roughness (R_a). The curve relationship, obtained through the least squares method, enables low-discrepancy and high-precision predictions for grinding samples with a roughness of $0.965\ \mu\text{m}$ or greater. The average error and standard deviation for these predictions are measured at $0.111\ \mu\text{m}$ and $0.079\ \mu\text{m}$, respectively. Compared with the roughness-correlated image characteristic index considering a single factor, VSIS has a better comprehensive performance and can overcome the influence of light source brightness to a certain extent. The method provides an alternative way for non-contact roughness measurement.

Keywords: machine vision; roughness measurement; image characteristics index; predictive model; robustness; image quality

收稿日期: 2022-11-06 Received Date: 2022-11-06

* 基金项目: 科技部中日合作专项(2017YFE0128400)、扬州市市校合作专项(YZ2022184)资助

0 引言

机械零件的配合性、耐磨性、抗疲劳强度、接触刚度、振动和噪声等与表面粗糙度^[1]密切相关。这些因素对机械制造产品的使用寿命和可靠性有着重要影响。因此,对于制造业而言,精确、高效和可靠地测量粗糙度具有重要意义^[2]。

测量粗糙度可以通过两种方式进行,一种是接触式测量,主要依赖触针轮廓仪;另一种是非接触式测量,主要采用光学测量方法。触针法测量是线采样,线采样无法准确表征一个区域的表面粗糙度;除此之外,当表面粗糙度低于 $2.5\ \mu\text{m}$ 时,由于触针半径的限制,系统的测量精度会出现误差。同时,在工件表面的接触测量中很难完全避免划痕。除此之外,触针式测量无法达到自动化在线测量的高标准,对环境的要求也更为苛刻,而且操作不方便。非接触式光学测量方法在工程领域的应用受到多重限制,如设备价值昂贵、易受到生产环境的影响、操作不便以及效率低下等。

许多学者把以机器视觉为基础的测量技术应用于粗糙度测量领域中。该技术具有获得大量信息、高精度、非接触式、高效率、良好的柔性和性价比高等优点,并取得了一系列良好的成果^[3-5]。

以机器视觉为基础的粗糙度测量主要过程涉及如下4个步骤:使用工业电荷耦合器件(charge coupled device, CCD)相机对工件表面进行图像采集^[6-7];提取与表面粗糙度参数相关的图像特征指标;建立图像特征指标和表面粗糙度之间的模型关系;通过对待测样块进行图像采样,可以预测其表面粗糙度。

目前基于机器视觉的粗糙度测量研究大多基于灰度图像,忽略了彩色图像多维性的优势。其次,在指标的设计上往往依赖单一因素,不能做到多信息驱动,使得最后测得结果不准确。最后,所提的指标对光源亮度很敏感,实验中改变光源亮度后,指标的数值变动较大,使得预测结果出现波动,很难实现对光源的真正鲁棒。

研究发现,不同粗糙度等级的磨削样块反射形成的物体图像质量不同,并推测这种差异对粗糙度存在一定的敏感性。因而提出了使用图像质量来评价磨削样块表面粗糙度的方法。图像质量评价算法能够量化评估两张图像之间的质量差异^[8,9]。特别地,Zhang等^[10]提出了基于全参考的彩色图像质量评价方法(visual saliency-induced index, VSI)。全参考图像质量评价方法需要借助一张高质量的原始图像作为参考,以计算每张待测图像与参考图像在结构、能量和色度等方面的相似性,从而客观评价待测图像的质量。

研究发现图像失真会引起视觉显著性VS的改变,且两者有很强的相关性。对大部分的失真类型,VS特征图都满足失真均方根误差(mean square error, MSE)值越大,相应的主观评分也越低。所以VSI中提出了使用VS的MSE失真值来反映图像失真情况的标准。因此,VSI可以做到主客观评价统一。

由于在不同区域的磨削样块存在粗糙度差异,导致在不同区域的采集图像呈现出不一致的对比度。然而,在VSI中,VS特征图并不能有效地捕捉对比度的变化,这是因为VS计算模型中的归一化操作导致每个像素的VS值仅反映其与周围环境的相对差异,而无法充分描述图像的绝对对比度。为了弥补这一不足,本文引入了一个额外的特征来补偿VS对于对比度的敏感性,这类最简单的特征是结构信息。为了提高准确性,本文在借鉴文献[11]的基础上引入了图像结构信息,以VSI为基础,提出一种新图像质量评价方法:视觉结构显著性(visual saliency structural index, VSIS),并将其应用于磨削表面粗糙度检测中。

1 机理分析

根据光的反射定律,光线照射在目标物表面,然后被反射到平面镜上,最后镜面将光线反射到人眼中。因此,在平面镜中,可以观察到目标物的虚像。类似地,把磨削样块的表面当作平面镜,把相机当作人眼,假设存在一个目标物A,那么它在磨削表面会形成一个虚像。如图1所示。

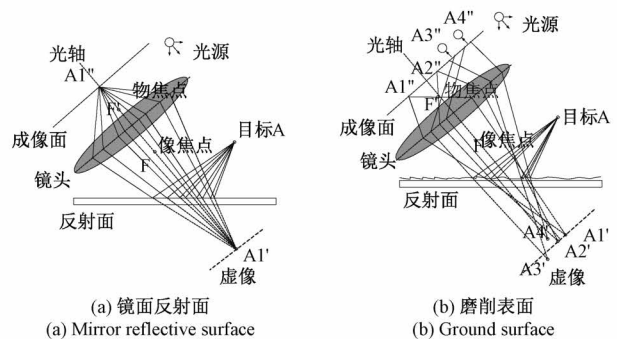


图1 粗糙表面的光反射成像

Fig. 1 Reflective imaging of light from rough surfaces

当光源照射到物体A表面,可以将物体A视为一个点光源。假设从点A发出几束光,如图1(a)所示,经过镜面反射后,入射光线形成的虚拟像点都聚集在点A1'上。通过调整相机的焦距,可以在相机的成像面上捕捉到一个清晰的点A1''。

对于粗糙的反射面,如图1(b)所示,A点发出的光束将发生散射。被散射到不同的方向,由它们形成的虚

拟图像将在3种情况下出现在摄像机中。第1种情况是A点将产生多个亮度降低的虚拟图像(A1"和A2")。第2种情况是反射光在成像平面前聚焦的问题(A3")。第3种情况是反射光在成像平面后面聚焦(A4")。根据上述情况,当光线被粗糙表面反射时,会变得模糊不清。

当磨削工件的材料和纹理方向固定时,观察到相机拍摄的图像质量与磨削表面的粗糙度密切相关^[12]。粗糙度值较大的磨削样块会导致图像的失真程度增加,并且与最光滑磨削样块的图像的相关性越低,因此计算得到的图像质量值也较小。

2 基于VSI和结构的图像质量评估算法

根据第1节的机理分析,将粗糙度理解为噪音。当使用同一个色块作为输入时,在不同粗糙度的磨削样块表面上形成的虚像清晰度将有所差异。此时,将粗糙度最小的样块表面形成的虚像作为最清晰图像(参考图像),计算其他样块表面形成的虚像(模糊图像)相对于最清晰图像的图像质量值。进而,建立了磨削样块表面粗糙度和图像质量值之间的模型关系,间接评估了样块的表面粗糙度,如图2所示。

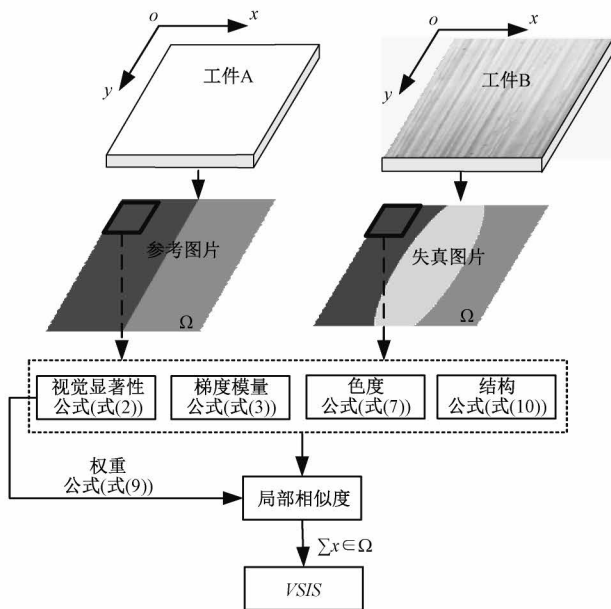


图2 视觉显著性结构机理

Fig. 2 Mechanism of visual structural saliency

文献[10]考虑了视觉显著性、梯度模量、色度,然后对人眼视觉系统(human vision system, HVS)进行了模拟。但这种方法并不符合人眼对于图像质量的主观视觉感受,因为人眼对像素的绝对亮度、颜色不敏感,但是对边缘和纹理的位置非常敏感^[11]。为了充分考虑图像信息和人眼的视觉特性,本文引入结构信息^[11],则视觉显

著性结构数值指标计算公式如式(1)所示。

$$VSIS = \frac{\sum_{\Omega} S_{vs}(\mathbf{x}) \times [S_c(\mathbf{x})]^{\alpha} \times [S_c(\mathbf{x})]^{\beta} \times VS_m(\mathbf{x}) \times S(\mathbf{x})}{\sum_{\Omega} VS_m(\mathbf{x})} \quad (1)$$

式中: Ω 代表整个图像; α, β 为设置梯度和色度分量之间的相似度的权重,根据文献[10],本文分别设置为0.400和0.020。其中 S_{vs} 计算方式如式(2)所示,采用了简单先验知识的显著性检测(saliency detection by combining simple priors, SDSP)方法,用于计算两张图像之间的视觉显著性值^[13]。

$$S_{vs}(\mathbf{x}) = \frac{2VS_1(\mathbf{x}) \cdot VS_2(\mathbf{x}) + C_1}{VS_1^2(\mathbf{x}) + VS_2^2(\mathbf{x}) + C_1} \quad (2)$$

式(1)中 S_c 计算方式如式(3)所示。

$$S_c(\mathbf{x}) = \frac{2G_1(\mathbf{x}) \cdot G_2(\mathbf{x}) + C_2}{G_1^2(\mathbf{x}) + G_2^2(\mathbf{x}) + C_2} \quad (3)$$

式中: G 是通过应用Scharr梯度算子对图像进行偏导数计算而得到的; C_1, C_2 是设置的常数,目的是为了规避分母中出现分母为0的情况,根据VSI公布的源码^[10],本文 C_1, C_2 分别设定为1.27、386;使用式(4)计算图像的梯度:

$$G(\mathbf{x}) = \sqrt{G_x^2(\mathbf{x}) + G_y^2(\mathbf{x})} \quad (4)$$

$$G_x(\mathbf{x}) = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{bmatrix} * f(\mathbf{x}) \quad (5)$$

$$G_y(\mathbf{x}) = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} * f(\mathbf{x}) \quad (6)$$

式中:*号表示卷积操作。

$$S_c(\mathbf{x}) = \frac{2M_1(\mathbf{x}) \times M_2(\mathbf{x}) + C_3}{M_1^2(\mathbf{x}) + M_2^2(\mathbf{x}) + C_3} \times \frac{2N_1(\mathbf{x}) \times N_2(\mathbf{x}) + C_3}{N_1^2(\mathbf{x}) + N_2^2(\mathbf{x}) + C_3} \quad (7)$$

式中: C_3 是设置的常数,目的是为了规避分母中出现分母为0的情况,根据VSI公布的源码^[10],本文 C_3 设定为130; M 和 N 是将图像转化为特定颜色空间计算的数值,转化公式如式(8)所示。

$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (8)$$

用于选择图像中VS最大值的公式如式(9)所示。

$$VS_m(\mathbf{x}) = \max(VS_1(\mathbf{x}), VS_2(\mathbf{x})) \quad (9)$$

结构参数计算公式如式(10)所示。

$$S(\mathbf{x}) = \frac{\sigma_{12}(\mathbf{x}) + C_4}{\sigma_1(\mathbf{x}) \cdot \sigma_2(\mathbf{x}) + C_4} \quad (10)$$

式中: σ_{12} 为两幅图像的协方差, σ 计算的是图像的标准差; C_4 是设置的常数,目的是为了规避分母中出现分母为0的情况。根据VSI公布的源码^[10], $C_4=(K_1 \times L)^2$,一般地 $K_1=0.01$, $L=255$ (L 是动态范围最大的像素值,本文取255)。

式(9)的计算结果是两幅图像中VS的最大值。从直观上来说,对于给定区域 x 的两幅图像,如果其中一幅图像在区域 x 中具有较高的VS值,这意味着该区域更加清晰,对人眼视觉系统(human visual system, HVS)影响更大。这种现象可以对应于磨削样块表面不同区域粗糙度的差异。

3 实验

3.1 实验设计与平台搭建

实验模型如图3(a)所示。待测样块水平放置。色块为 $150\text{ mm} \times 150\text{ mm}$ 的正方形,内含红色块(左侧阴影部分)和绿色块(右侧阴影部分)2个部分。红色块和绿色块的尺寸都为 $150\text{ mm} \times 75\text{ mm}$ 。并且色块和待测表面之间的夹角是 45° 。LED白光光源是垂直放置的。CCD相机的光轴与LED光源在垂直方向上的角度为 45° 。CCD相机的光轴与色块的虚像之间的角度是 90° 。CCD相机的光轴与色块平行。LED白光光源通过色块被反射成红绿结构光源。红绿结构光源照射到磨削样块表面并产生反射,在表面形成一个虚像,这个虚像被CCD相机捕捉到。连接到计算机的CCD相机可以通过软件实时观察和采集样块图像。由参数 $D1$ 、 $D2$ 、 $D3$ 、 $H1$ 和 $H2$ 控制色块、样块和CCD相机的相对位置。在本文中,参数 $D1$ 、 $D2$ 、 $D3$ 、 $H1$ 和 $H2$ 的值分别为100、220、245、60和100 mm。本实验采用LED白色光源,通过光源控制器量化控制光源亮度等级为55、65、75、85、95,5个光源等级,分别对应603、733、863、991和1119 lux。为了消除环境光的干扰,实验在一个暗箱中进行。

根据实验模型搭建的实验装置如图3(b)所示,包括:1) 500×10^4 pixels的Basler彩色CCD相机。2) OPT-CO100白光LED光源和OPT-DPA1024E-4光源控制器(配备RS232接口),并在计算机上连接控制器。运行于64位Windows 10系统的微型计算机安装有OPT ControllerDemo软件和Pylon View软件。OPT ControllerDemo软件与照明控制器相结合,定量地控制光源水平(光源有256个亮度级别)。Pylon View软件用于控制CCD相机,以捕捉和保存图像。3) TES-1399光照计。4)一系列不同粗糙度等级的45#钢研磨工件。5)红绿色块。6)相机支架。7)光源托架。8)隔振平台。

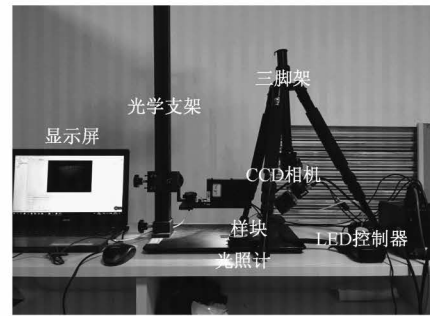
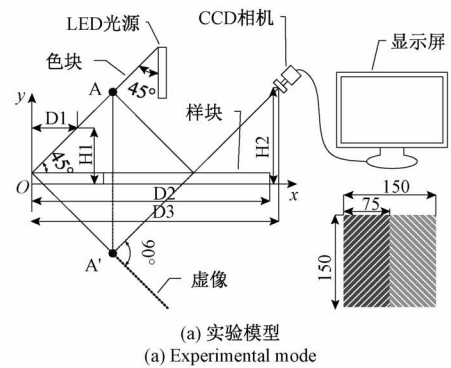


图3 实验设计与平台搭建

Fig. 3 Experimental design and platform construction

3.2 实验流程

1) 准备一系列不同等级的45#钢毛坯,使用MGK7120 CNC磨床,在调整不同的砂轮和改变磨削的速度、进给量等参数的过程中,磨制出不同粗糙度等级的样块。然后,从中挑选出48个样块(样块按照粗糙度的值从小到大排列)。

2) 通过图3(b)实验装置进行图像采集。为了控制变量,采样时将样块平放于工作台上且纹理方向为 0° 。分别在光源亮度等级为55、65、75、85、95下采集图像。

3) 每个样块被触针轮廓仪进行6次测量(触针运动的方向与样块的纹理方向垂直)。为了客观地表征样块表面的真实粗糙度,采样区域被均匀分布,然后将这些采样值取平均作为样块的粗糙度值。根据ISO 4297:1997标准,通常将粗糙度参数分为形状特性参数、混合特性参数、高度特性参数和间距特性参数。在这些常用的粗糙度评定参数中,高度特性参数 R_a 具有很直观的概念,它的值反映了表面粗糙度轮廓特性的信息量,可以全面地表征零件表面轮廓的微小峰谷特征。同时, R_a 在工程实践与理论研究方面应用广泛。因此,选择 R_a 作为本文的统计参数^[14]。

4) 在光源等级为55的条件下,把最小粗糙度的样块图像当作参考图像,把其他不同粗糙度等级的样块图像当作失真图像。计算失真图像与参考图像之间的图像质量VSIS值,并将粗糙度值与图像质量值之间的相关曲线

使用最小二乘法拟合。同时,将当前主流的基于彩色图像的粗糙度关联特征指标与该曲线进行比较。

建立粗糙度值与图像质量值的相关曲线,需要遵循以下主要原则:(1)为了克服由于实测粗糙度的结果不准确而导致的非线性误差,将特征指标与粗糙度之间的关系模型使用非线性回归方程进行拟合,同时可以与一般情况下的关系模型性能进行对比;(2)将关系模型拟合成 $R-X$ 的形式,即使用 R 代表粗糙度, X 代表图像特征指标数值。方程的形式可以是多项式、指数等,但必须在 X 数值范围内单调;(3)通过对不同形式的拟合方程的比较,选取拟合优度最高的回归方程作为粗糙度预测模型,本文选择了三参数幂函数作为最优模型。假设 $R-X$ 满足如下映射关系:

$$X = a \times R^b + c \quad (11)$$

标准样块的粗糙度预测可以通过求解式(11)的反函数来实现。

$$R_i = \left(\frac{X_i - c}{a} \right)^{\frac{1}{b}} \quad (12)$$

其中 a, b, c 为拟合系数; i 表示第 i 个标准样块, $1 \leq i \leq N, N$ 表示样本容量; X_i 表示第 i 个样块的图像特征指标数值, R_i 表示第 i 个样块的粗糙度预测数值。

a, b, c 3 个系数的确定需要对式(11)的两边求出一阶导数:

$$\frac{R}{b} \times \frac{dX}{dR} = a \times R^b \quad (13)$$

将式(13)带入式(11)整理,可得:

$$R \times \frac{dX}{dR} = b \times X - b \times c \quad (14)$$

令 $t = -b \times c$, 则式(14)可简化为:

$$R \times \frac{dX}{dR} = b \times X + t \quad (15)$$

这样就式(11)对应的非线性拟合问题转化为线性拟合问题,根据实际数据 (R_i, X_i) , 采用数值微分公式求出对应的 $\left(\frac{dX}{dR}\right)_i$ 的值,然后根据基于最小二乘原理的线性函数拟合方法,可以得出式(15)中系数 b 的方程组:

$$\begin{cases} t \times N + b \times \sum_{i=1}^N X_i = \sum_{i=1}^N R_i \times \left(\frac{dX}{dR}\right)_i \\ t \times \sum_{i=1}^N X_i + b \times \sum_{i=1}^N X_i^2 = \sum_{i=1}^N X_i \times R_i \times \left(\frac{dX}{dR}\right)_i \end{cases} \quad (16)$$

通过式(16)解方程组求得 b 的值后,可再次应用基于最小二乘原理的线性函数拟合方法,求得拟合系数 a 和 c ,以得出式(11)中的完整拟合系数。

5)在光源等级 55 的前提下,为了验证改进前后的算法,选取方差比较小的 40 个样块按照粗糙度的值从小到大排列,拟合改进前后图像质量和粗糙度的关系。用剩

下的样块验证拟合得到的关系曲线,并且使用评价方法对前后改进的算法做出评价。

6)分析改进算法对不同光源的鲁棒能力。

4 实验结果与数据分析

图 4 展示了使用触针轮廓仪对 48 个不同等级样品进行测量的误差棒图。观察到每次测量结果都不相同,粗糙度的增加导致标准方差增大,如图 5 所示。这意味着有较大粗糙度值的样块会出现更大的测量波动,从而降低了测量精度。这种情况与磨削样块本身的随机性有关,不同区域的采样结果必然存在差异,而且随着粗糙度的增加,这种随机性也会增加。

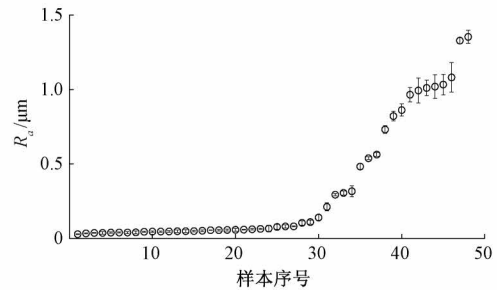


图 4 触针轮廓仪获得的粗糙度值

Fig. 4 Roughness values obtained by stylus profilometer

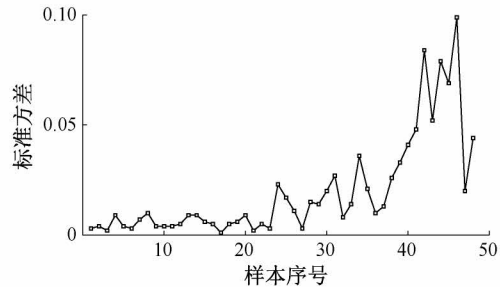


图 5 标准方差与样本序号的关系

Fig. 5 Standard deviation versus sample ordinal number

为了展示本文所提指标 $VSIS$ 的可行性与优越性, 论文将 $VSIS$ 与当前主流的基于彩色图像的粗糙度关联特征指标进行对比, 并且和 VSI 对比。比较常用的评价指标有 Lu 等^[15] 提出的能量差 (energy difference, ED) 指标、Yi 等^[12] 提出的色差 (color difference, CD) 指标。本文采用这 3 个指标与 $VSIS$ 指标进行性能比较, 这 3 种图像特征指标计算方法如下:

$$ED = \frac{1}{A \times B} \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^B (R(i, j) - G(i, j))^2 \quad (17)$$

$$CD = \frac{1}{A \times B} \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^B |(R(i, j) - G(i, j))| \quad (18)$$

$$VSI = \frac{\sum_{\Omega} S_{vs}(x) \cdot [S_c(x)]^\alpha \cdot [S_m(x)]^\beta \cdot VS_m(x)}{\sum_{\Omega} VS_m(x)} \quad (19)$$

其中, $A \times B$ 表示采样区域大小; (i, j) 表示的是在采样区域中每个像素点的位置; $R(i, j)$ 和 $G(i, j)$ 分别代表红色通道和绿色通道中每个像素点的灰度值大小。 $\max\{R(i, j), G(i, j)\}$ 代表取 $R(i, j)$ 和 $G(i, j)$ 其中的最大值, 式(19)各函数含义可见式(2)~(9)。

构建 ED 、 CD 、 VSI 、 $VSIS$ 指标与粗糙度的关系曲线,

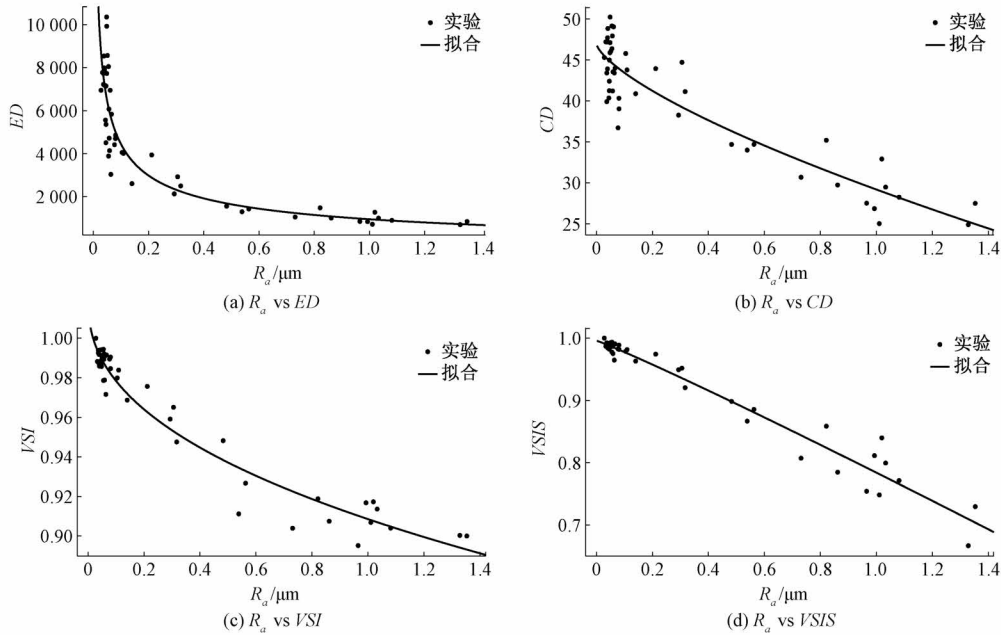


图 6 粗糙度与不同图像质量算法的相关线

Fig. 6 Correlation line between roughness and different image quality algorithms

$$R^2 = \left(\frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \right)^2 \quad (20)$$

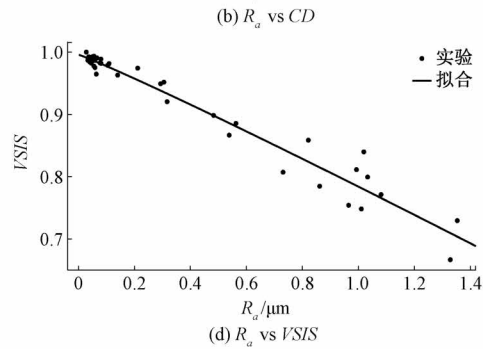
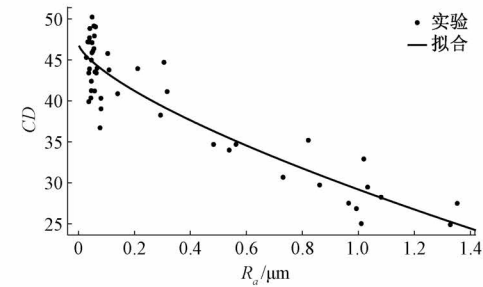
其中, x 和 y 分别表示每个样块的粗糙度和指标值。 \bar{x} 和 \bar{y} 则表示所选 48 个样块的粗糙度平均值以和指标平均值。

从表 1 可以看出 ED 和 CD 指标性能较差, VSI 指标拟合较好为 0.951, $VSIS$ 指标精度最高, 达到 0.959, 证明了 $VSIS$ 指标的优越性。

表 1 不同图像特征指标的性能比较
Table 1 Performance comparison of different image feature metrics

算法	R^2
$VSIS$	0.959
VSI	0.951
CD	0.882
ED	0.825

如图 6(a)~(d) 所示。从散点图和拟合曲线可以看出 $VSIS$ 指标与其他指标一样, 与粗糙度有明显单调相关性。表 1 为 $VSIS$ 、 VSI 、 CD 、 ED 算法性能的量化结果。其中, R^2 值代表预测模型的拟合优度, 它反映了拟合线与实际数据之间的拟合程度。 R^2 值越接近 1, 说明拟合精度越高。计算公式如下:



为了凸显引入结构的优越性, 采用 VSI 指标和 $VSIS$ 指标根据图像质量计算样块粗糙度。两个指标拟合的方程分别为:

$$VSI = -0.1114 \times R_a^{0.4286} + 1.02 \quad (21)$$

$$VSIS = -0.2096 \times R_a^{0.599} + 0.85 \quad (22)$$

式中: 常数项可以通过基于最小二乘原理的线性函数拟合方法, 使用式(16)求解。分别求出式(21)和(22)的反函数, 可以得到以 R_a 为因变量, 以 VSI 和 $VSIS$ 为自变量的函数关系式:

$$R_a = \left(\frac{1.02 - VSI}{0.1114} \right)^{\frac{1}{0.4286}} \quad (23)$$

$$R_a = \left(\frac{0.85 - VSIS}{0.2096} \right)^{\frac{1}{0.599}} \quad (24)$$

由式(23)、(24)可知, 对剩余的 8 个样块进行粗糙度值的预测, 预测的结果如表 2 所示。从表 2 可以看出 VSI 和 $VSIS$ 对粗糙度较大的样块均有良好的预测结果。相比于 VSI , 引入结构信息 $VSIS$ 的平均误差和标准差更小, 值分别为 0.111 和 0.079, 最低的绝对误差甚至达到了 0.001, 这证明了引入结构信息的优越性。

表2 采用 VSI、VSIS 算法预测结果
Table 2 Prediction results using VSI and VSIS algorithms

样块序号	VSI(式(17))				VSIS(式(18))		
	触针测量值/ μm	图像质量	预测值/ μm	绝对误差/ μm	图像质量	预测值/ μm	绝对误差/ μm
1	0.965	0.895	1.306	0.341	0.623	1.146	0.181
2	0.993	0.917	0.837	0.156	0.647	0.947	0.046
3	1.011	0.907	1.037	0.026	0.639	1.010	0.001
4	1.020	0.917	0.828	0.192	0.665	0.814	0.206
5	1.033	0.914	0.898	0.135	0.654	0.891	0.142
6	1.081	0.904	1.100	0.019	0.629	1.092	0.011
7	1.329	0.900	1.184	0.145	0.585	1.477	0.148
8	1.354	0.900	1.190	0.164	0.616	1.199	0.155
平均误差				0.147			0.111
标准差				0.101			0.079

使用改进后的 VSIS 算法计算光源亮度等级为 55、65、75、85、95, 5 个光源等级下 48 个样块图像的值。不失一般性, 选择前 5 个样块绘制光源鲁棒性曲线。如图 7 所示, 不同光源亮度等级下测得 VSIS 的值几乎不会受到光源亮度变化的影响。原因是全参考算法 VSIS 计算的是相对亮度, 消除了绝对光源亮度的影响, 证明了全参考图像质量算法 VSIS 对光源的鲁棒性。

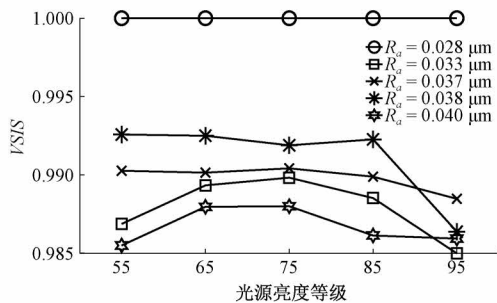


图7 VSIS 对光源鲁棒

Fig. 7 VSIS robustness to light sources

5 结 论

根据不同粗糙度等级下的磨削样块反射所形成的物体图像质量存在差异, 并推测这种差异对粗糙度存在一定的敏感性。因此, 本文提出了一种基于改进 VSI 指标的磨削样块表面粗糙度视觉测量方法。VSIS 全面考虑到了磨削样块的图像信息特征, 可以做到视觉显著性、梯度模量、色度和结构多源信息驱动并且对光源鲁棒。搭建了一套基于图像质量的磨削表面粗糙度测量装置。研究表明, VSIS 指标与 R_a 之间存在显著的相关性, 使用最小二乘法拟合的曲线关系能对粗糙度在

0.965 μm 以上的磨削样块做出平均误差为 0.111 μm , 标准差为 0.079 μm 的低离散高精度预测, 为磨削样块表面粗糙度的在线测量提供了技术支持。

参考文献

- [1] YI H AN, LIU J, LU E H, et al. Measuring grinding surface roughness based on the sharpness evaluation of colour images [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(2): 025404.
- [2] 董浩生, 杨赫然, 孙兴伟, 等. 基于砂带表面磨粒分布的螺杆曲面重复磨削区域表面粗糙度预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 87-95.
DONG H SH, YANG H R, SUN X W, et al. Surface roughness prediction of the repeated grinding area on the screw surface based on the distribution of abrasive grains on the sand belt[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 87-95.
- [3] 路恩会, 刘坚, 王卫芳, 等. 粗糙度关联的图像特征指标性能评价方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 2022-2029.
LU EN H, LIU J, WANG W F, et al. Study on the performance assessment method of image indices associated with roughness [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(8): 2022-2029.
- [4] ALI J M, JAILANI H S, MURUGAN M. Surface roughness evaluation of electrical discharge machined surfaces using wavelet transform of speckle line images[J]. Measurement, 2020, 149: 107029.
- [5] HE Y, ZHANG W, LI Y F, et al. An approach for surface roughness measurement of helical gears based on

- image segmentation of region of interest [J]. *Measurement*, 2021, 183: 109905.
- [6] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(1): 198-219.
ZHAO L Y, WU Y Q. Research progress of surface defect detection method based on machine vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(1): 198-219.
- [7] 孔盛杰, 黄翔, 周蒯, 等. 基于机器视觉的齿形结构齿顶圆检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 247-255.
KONG SH J, HUANG X, ZHOU K, et al. A machine vision-based method for tooth top circle detection of tooth structure [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(4): 247-255.
- [8] 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.
LIU J, LU EN H, YI H AN, et al. Image-based quality detection of grinding surface roughness [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(3): 374-381.
- [9] 闫钧华, 朱可, 张婉怡, 等. 基于显著性图像边缘的全参考图像质量评价[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(9): 2140-2148.
YAN J H, ZHU K, ZHANG W Y, et al. Full-reference image quality evaluation based on saliency image edges [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(9): 2140-2148.
- [10] ZHANG L, SHEN Y, LI H. VSI: A visual saliency-induced index for perceptual image quality assessment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(10): 4270-4281.
- [11] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 1125-1134.
- [12] YI H AN, LIU J, AO P, et al. Visual method for measuring the roughness of a grinding piece based on color indices [J]. *Optics Express*, 2016, 24(15): 17215-17233.
- [13] ZHANG L, GU Z, LI H. SDSP: A novel saliency detection method by combining simple priors [C]. *2013 IEEE International Conference on Image Processing, IEEE*, 2013: 171-175.
- [14] LU E H, ZHANG R T, LIU J, et al. Observation of ground surface roughness values obtained by stylus profilometer and white light interferometer for common metal materials [J]. *Surface and Interface Analysis*, 2022, 54(6): 587-599.
- [15] LU E H, LIU J, GAO R Y, et al. Designing indices to measure surface roughness based on the color distribution statistical matrix (CDSM) [J]. *Tribology International*, 2018, 122: 96-107.

作者简介



路恩会(通信作者), 2014年于江苏科技大学获得学士学位, 2016年与2020年于湖南大学分别获得硕士、博士学位, 现为扬州大学讲师, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: luenhui@hnu.edu.cn

Lu Enhui (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 2014, and received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hunan University in 2016 and 2020, respectively. He is currently a lecturer at Yangzhou University. His main research interest is machine vision.