

粗糙度关联的图像特征指标性能评价方法研究*

路恩会, 刘 坚, 王卫芳, 易怀安, 张 航

(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中,粗糙度关联的图像特征指标性能评价主要关注测量精度而忽略了指标的测量单调性、稳定性、效率以及灵敏度,而且大多数指标均是基于灰度图片而忽略了彩色图片多维性的优势。针对这样的问题提出采用视频质量专家课题组设计的视频质量预测模型评价体系来评价粗糙度关联的图像特征指标性能,设计了灵敏度与测量效率算法。根据红绿光源在不同粗糙度等级的样块表面产生的虚像混叠情况不同,提出了采用彩色图片能量差(ED)指标用于样块粗糙度测量。实验结果表明,采用的指标性能评价方法可以较为全面地表征指标的性能,所设计的ED指标较基于灰度图片的指标有较好的综合性能。

关键词: 机器视觉;粗糙度测量;指标评价;指标设计;彩色图片

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

Study on the performance assessment method of image indices associated with roughness

Lu Enhui, Liu Jian, Wang Weifang, Yi Huaian, Zhang Hang

(State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In current roughness detection methods based on machine vision, the performance assessment of image indices associated with roughness mainly focuses on measurement accuracy, but ignoring the measurement monotonicity, stability, efficiency and sensitivity of the indices; and most of the indices are designed based on gray image, but ignoring the multidimensional nature of color image. Aiming at these problems, in this paper the performance assessment indices of the video quality prediction model designed by video quality expert group (VQEG) are used to assess the image index performance associated with roughness. The sensitivity and efficiency measurement algorithms were designed. According to the area difference of the virtual image diffusion region formed by red and green light sources on the surfaces of the specimen blocks with different roughness levels, the energy difference (ED) of color image is proposed to detect the roughness of the specimen block. The experiment results show that the index performance assessment method proposed in this paper can better characterize the index performance. Compared with the indices based on gray image, the designed index ED based on color image has better comprehensive performance.

Keywords: machine vision; roughness measurement; index assessment; index design; color image

0 引 言

工件表面粗糙度与机械零件的配合性质、使用性能密切相关,精确、高效和可靠地测量其值对现代制造业意义重大。目前,传统的触针轮廓仪在工业领域应用最为

广泛,但是触针法的测量效率与测量精度都比较低^[1-2],无法支持高标准的自动化测量。由于基于机器视觉的测量技术具有非接触、面测量、效率高、柔性好和性价比高的优点^[3-4],被不少学者引入到粗糙度测量研究中,应用效果良好。基于机器视觉的粗糙度测量研究主要包括粗糙度关联的图像特征指标设计^[5-6]、实验设计^[7]、图像预

收稿日期:2016-10 Received Date: 2016-10

* 基金项目:国家自然科学基金(71271078)、科技部创新方法专项(2016IM030300)、工信部智能制造标准化与新模式应用(2016ZXFM02016)、湖南大学汽车车身先进制造国家重点实验室自主研究课题(71675001)项目资助

处理算法研究^[8-10]、粗糙度预测算法设计^[11-13]等。其中粗糙度关联的图像特征指标设计是最核心的研究内容之一。如刘坚等人^[14]提出了基于图像质量的粗糙度测量方法,设计了综合性能良好的基于区域对比度与梯度结构相似度(regional contrast and gradient similarity, RCGSSIM)指标;曹健涓等人^[15]考虑激光在不同粗糙度样块表面产生的散斑不同,通过对散斑纹理图的变差函数的归一化和统计分析,分别提取散斑中的平均值、方差、能量和熵作为粗糙度的预测指标,研究表明这些特征指标与粗糙度 R_a 单调关系良好;Hoy D. E. P. 等人^[16]分别分析了灰度直方图以及频谱图与车削、铣削工件表面粗糙度关系,结果表明灰度直方图以及频谱图与粗糙度均有较好的相关性,但是基于傅里叶变换的测量方法计算效率较低;Gadelmawla E. S.^[17]基于灰度共生矩阵(grey level co-occurrence matrix, GLCM)设计了4种统计学指标,分析了GLCM的参数选择对4种指标粗糙度测量效果的影响,并提出了可以通过直接观察GLCM分布图来判定粗糙度等级。虽然粗糙度关联的图像特征指标设计得到了很大发展,但是很少有学者从仪器开发角度评价图像特征指标的性能,往往只是对比不同指标的测量精度,然而根据国标JJF 1094-2002,测量仪器特性评定的通用方法还包括灵敏度、稳定性、测量效率。另外,基于灰度图片的指标设计方法忽略了彩色图片视觉效果好、数据维度高的优点。

针对上述问题,本文根据国标JJF 1094-2002提出了较为完善的粗糙度关联的图像特征指标评价方法,从粗糙度测量角度将视频质量专家课题组(video quality expert group, VQEG)^[18]提出的视频质量预测模型的测量精度、测量单调性以及测量稳定性几项评价指标应用到粗糙度关联的图像特征指标性能评价中,并补充设计了测量效率以及灵敏度算法。其次,基于彩色图片设计了能量差指标,并与基于灰度图片的指标性能进行了对比,

以此为例,分析验证了指标评价方法的可行性以及能量差指标的优越性。

1 图像特征指标性能评价方法

根据VQEG研究的视频质量评价方法可以归纳出一般的粗糙度关联的图像特征指标性能评价方法,主要包括粗糙度与特征指标关系模型的构建以及性能评价指标的选择与设计。

在构建特征指标与粗糙度数值间的关系模型时,主要原则:1)为了消除因实测粗糙度结果不准确带来的非线性误差,从而可以对比一般情况下的关系模型性能,一般采用非线性回归方程拟合特征指标与粗糙度之间的关系模型;2)关系模型将会被拟合为 $X-R$ 形式(假设用 R 表示粗糙度、 X 表示图像特征指标数值),方程的形式并不重要(可以是多项式、指数等),但在 X 数值范围内必须单调;3)通过对比不同形式的拟合方程,选择其中拟合优度最高的回归方程作为粗糙度预测模型。假设 $X-R$ 满足如下映射关系:

$$R = f(X) \quad (1)$$

根据式(1)可以得到标准样块的预测粗糙度:

$$R_{pi} = f(X_i) \quad (2)$$

式中: 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_{pi} 表示第*i*个样块的粗糙度预测数值。

通过量化标准样块粗糙度预测值与实际值的差异性可以定量评估粗糙度预测模型的性能,进而可以间接评价特征指标的性能。VQEG采用测量精度、测量单调性和测量稳定性表征视频质量预测模型的性能,从而评价不同视频质量算法的性能。而根据国标JJF 1094-2002,从仪器开发角度而言评价一个指标的性能还应包括测量效率和灵敏度。本文详细列出了预测模型性能评价指标,如表1所示。

表1 粗糙度预测模型性能评价指标

Table 1 Performance assessment indices of roughness prediction model

特性	指标	注释
测量精度	PLCC、MAE、RMS	表征预测模型具备的可以准确测量粗糙度的能力
测量单调性	SROCC、KROCC	表征预测结果排序与实测结果排序一致性的能力
测量稳定性	OR	表征预测模型在测量范围内维持测量精度的能力
测量效率	T	表征预测模型测量单个样块的效率
灵敏度	S	表示小的特征值变化引起的粗糙度值变化

式(3)~(8)、(12)、(13)为表1中各指标的计算方法,其中 R_i 表示第*i*个标准样块实测粗糙度, \bar{R} 、 \bar{R}_p 分别表示样本实测粗糙度与预测粗糙度的平均值。

皮尔逊线性相关系数(Pearson linear correlation

coefficient, PLCC)为:

$$PLCC = \frac{\sum (R_i - \bar{R})(R_{pi} - \bar{R}_p)}{\sqrt{\sum (R_i - \bar{R})^2 \sum (R_{pi} - \bar{R}_p)^2}} \quad (3)$$

平均绝对误差(mean absolute error, MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum |R_i - R_{pi}| \quad (4)$$

根平均平方误差(root mean square error, RMS)为:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (R_i - R_{pi})^2} \quad (5)$$

斯皮尔曼等级次序相关系数(Spearman rank - order correlation coefficient, SROCC)为:

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (6)$$

式中: d_i 表示第*i*个标准样块实测粗糙度 R_i 在样本实测粗糙度中的排列次序与对应的预测粗糙度 R_{pi} 在样本预测粗糙度中的排列次序差值。由于预测模型具有单调性,因此预测粗糙度 R_{pi} 在样本预测粗糙度中的排列次序与特征值 X_i 排序相等,所以SROCC的计算可以不用提前构建预测模型。

肯德尔等级次序相关系数(Kendall rank-order correlation coefficient, KROCC)为:

$$KROCC = 1 - \frac{N_c - N_d}{\frac{1}{2}N(N-1)} \quad (7)$$

式中: N_c 为和谐对的个数, N_d 为不和谐对的个数。和谐对表示实测粗糙度 R_i 在样本实测粗糙度中的排列次序与对应的预测粗糙度 R_{pi} 在样本预测粗糙度中的排列次序相等,否则称为不和谐。与SROCC相同,KROCC的计算同样不需要提前构建预测模型。

溢出率(outlier ratio, OR)为:

$$OR = \frac{N_o}{N} \quad (8)$$

其中,

$$N_o = \sum_{i=1}^N P \quad (9)$$

$$P = \begin{cases} 1, & R_{ei} > k \\ 0, & R_{ei} \leq k \end{cases} \quad (10)$$

$$R_{ei} = \frac{A_{ei}}{R_i} \times 100\% \quad (11)$$

式中: k 表示预测粗糙度与实测粗糙度相对误差阈值。 A_{ei} 表示预测粗糙度与实测粗糙度的绝对误差, R_{ei} 表示预测粗糙度与实测粗糙度的相对误差。

计算效率 T 为:

$$T = \text{测量单个样块粗糙度平均耗时} \quad (12)$$

灵敏度 S 为:

$$S_i = |f'(X_i)| \times 100\% \quad (13)$$

式中: $f'(X_i)$ 表示预测模型 $f(X)$ 在特征值为 X_i 处的导数,由于预测模型一般情况下为非线性,因此预测模型在测量不同粗糙度等级样块时灵敏度不同。

一个好的粗糙度预测模型应该具有较大的 $PLCC$ 、 $SROCC$,同时具有较小的 $KROCC$ 、 MAE 、 RMS 、 OR ^[18-19];而 T 与 S 同样是数值越小越好,例如计算时间越短表明计算效率越高,而灵敏度越小表明微小特征值变动对测量结果影响越小。

2 图像关联的特征指标

2.1 基于彩色图片的指标设计

根据文献[14]的机理分析可知,粗糙度越大的磨削样块所成影像失真程度越大,产生的虚像影像放大程度越大。图1所示为A、B两个点光源在不同粗糙度等级样块的表面产生的虚像模型图,图中两圆相交区域表示A、B两个虚像点混叠区域,其面积随着粗糙度增大不断递增。假设点光源A、B的能量分别为 E_A 、 E_B ,不计能量损失;机加工样块的粗糙度分别为 $R1$ 、 $R2$,且 $R1 \leq R2$;点光源A、B在粗糙度 $R1$ 样块表面形成的虚像点分别为 $A1$ 、 $B1$,在粗糙度 $R2$ 样块表面形成的虚像点分别为 $A2$ 、 $B2$,且均为理想的圆形,图中虚线表示图像大小,实线表示采样区域,采样区域每个像素点位置记为 (i, j) , $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M, M \times N$ 表示采样区域大小;虚像点 $A1$ 、 $B1$ 的半径为 r_{A1} 、 r_{B1} ,虚像点 $A2$ 、 $B2$ 的半径为 r_{A2} 、 r_{B2} 。则可以得到如下基本关系式:

$$r_{A1} \leq r_{A2} \quad (14)$$

$$r_{B1} \leq r_{B2} \quad (15)$$

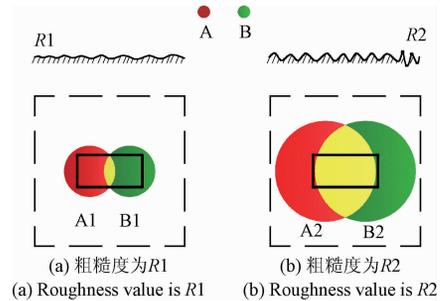


图1 点光源及其虚像模型

Fig. 1 Point light sources and their virtual image models

假设 S_c 表示采样区域, S_{cy1} 、 S_{cy2} 分别表示粗糙度等级为 $R1$ 、 $R2$ 样块采样区域中混叠区域。根据式(14)、(15),当采样区域一定时可得:

$$S_{cy1} \leq S_{cy2} \quad (16)$$

$$S_c - S_{cy1} \geq S_c - S_{cy2} \quad (17)$$

假设采样区域中属于虚像点 $A1$ 、 $A2$ 的红色分量分别为 $E_{R_{A1}}$ 、 $E_{R_{A2}}$,属于虚像点 $B1$ 、 $B2$ 的绿色分量分别为 $E_{G_{B1}}$ 、 $E_{G_{B2}}$ 。根据能量守恒定律可知,当 $(i, j) \in S_c - S_{cy1}$ 时有:

$$E_{R_{A1}}(i, j) \propto \frac{E_A}{r_{A1}^2} \geq E_{R_{A2}}(i, j) \propto \frac{E_A}{r_{A2}^2} \quad (18)$$

$$E_{G_{m1}}(i,j) \propto \frac{E_B}{r_{B1}^2} \geq E_{G_{m2}}(i,j) \propto \frac{E_B}{r_{B2}^2} \quad (19)$$

根据式(17)~(19)可以得到采样区域中非混叠区域的能量计算公式,且非混叠区域的能量随着粗糙度增加而递减,即:

$$\sum_{(i,j) \in S_{c-S_{c1}}} (E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j)) \geq \sum_{(i,j) \in S_{c-S_{c2}}} (E_{R_{A2}}^2(i,j) + E_{G_{m2}}^2(i,j)) \quad (20)$$

式(20)左边亦可以表示为:

$$\sum_{(i,j) \in S_{c-S_{c1}}} (E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j)) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j)) - \sum_{(i,j) \in S_{c1}} (E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j)) \quad (21)$$

因虚像的大小只受工件表面粗糙度影响,即 $r_{A1} = r_{B1}$;假设 $E_A = E_B$,因此在混叠区域有:

$$E_{R_{A1}}(i,j) \propto \frac{E_A}{r_{A1}^2} = E_{G_{m1}}(i,j) \propto \frac{E_B}{r_{B1}^2} \quad (22)$$

则:

$$E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j) = 2E_{R_{A1}}(i,j)E_{G_{m1}}(i,j) \quad (23)$$

而在混叠区域以外有:

$$2E_{R_{A1}}(i,j)E_{G_{m1}}(i,j) = 0 \quad (24)$$

因此式(21)可简化为:

$$\sum_{(i,j) \in S_{c-S_{c1}}} (E_{R_{A1}}^2(i,j) + E_{G_{m1}}^2(i,j)) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (E_{R_{A1}}(i,j) - E_{G_{m1}}(i,j))^2 \quad (25)$$

同理,式(20)右边亦可以简化为:

$$\sum_{(i,j) \in S_{c-S_{c2}}} (E_{R_{A2}}^2(i,j) + E_{G_{m2}}^2(i,j)) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (E_{R_{A2}}(i,j) - E_{G_{m2}}(i,j))^2 \quad (26)$$

所以:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (E_{R_{A1}}(i,j) - E_{G_{m1}}(i,j))^2 \geq \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (E_{R_{A2}}(i,j) - E_{G_{m2}}(i,j))^2 \quad (27)$$

2.2 指标选择

根据图1,将背景光源设计成简单的红绿两种颜色以利于能量差计算。当红绿背景光源照射至样块表面时,红绿光源在样块表面形成的虚像从光洁平面的红绿分明到粗糙表面的红绿混叠,且混叠区域随着粗糙度增大而增大。因此,当采样区域一定时,未混叠区域逐渐减少,而根据能量守恒定律,粗糙表面形成的虚像点单个像素的能量要比光洁表面形成的虚像点单个像素能量小,因此未混叠区域的能量在减小。根据式(27)本文建立了如下能量差(energy difference, ED)公式用来评价粗糙度等级:

$$ED = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i,j) - G(i,j))^2 \quad (28)$$

比较常用的基于灰度图片粗糙度评价指标有空间域的灰度等级算数平均值 G_a ^[20]、Luk F 等人^[21]提出的 RR 指标以及频率域的平均功率谱 F_3 ^[10],因此本文采用这 3 个指标与 ED 指标进行性能比较,各自计算方法如下:

$$G_a = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g(i,j) - g_m| \quad (29)$$

$$RR = \frac{SD_g}{RMS_g} \quad (30)$$

$$F_3 = \sum_{(u,v) \neq (0,0)} \frac{P(u,v)}{S} \quad (31)$$

式中: $M \times N$ 为采样区域大小, $g(i,j)$ 、 g_m 分别为采样区域每个像素点的灰度值以及灰度平均值, SD_g 、 RMS_g 分别为采样区域灰度值的标准方差、灰度等级分布的根平均平方, $P(u,v)$ 为灰度图片在频域空间的功率谱函数, $S = M \times N - 1$ 。

3 实验

本文以磨削样块为例,进行各指标性能的评估。

3.1 实验方案

实验方案如图 2 所示,磨削样块检测面垂直于工作台,光源与工作台夹角 45° ,相机光轴平行于基准光源并垂直于虚像图。因 LED 光源具有稳定性强、亮度可控、均匀照明、受环境影响小等优点,本文实验拟采用 LED 红绿组合光源,通过数字光源控制器可以定量控制红绿光源亮度,为避免环境光的影响,实验在暗箱中进行。实验开始后相机、光源、样块的相对位置保持不变。

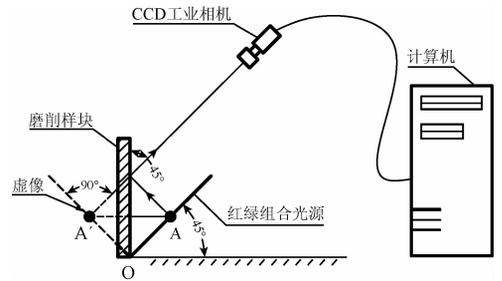


图 2 实验模型

Fig. 2 Experiment model

图 3 所示为根据实验方案搭建的实验装置,包括:分辨率为 2448×2050 像素的 Basler 彩色 CCD 相机;OPT-FL5050 型红色与绿色 LED 组合光源;OPT-DPA1024E-4 光源控制器;win7 64 位系统微型计算机;相机支架。为减少拍摄时实验装置的振动,实验平台采用精密光学平台。

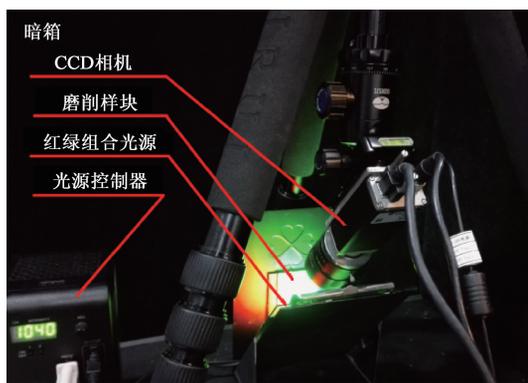


图3 实验装置

Fig. 3 Experiment device

3.2 实验步骤

1) 样块制备: 准备一系列尺寸为 $50\text{ mm} \times 50\text{ mm} \times 50\text{ mm}$ 的45#钢毛坯, 利用磨床, 通过更换不同砂轮以及改变磨削速度、进给量等因素, 磨出粗糙度等级不同的样件;

2) 粗糙度测量: 采用触针式粗糙度测量仪测量磨削样块粗糙度 R_a (触针运动方向垂直样块纹理), 对每个样块测量多次取平均值作为样块粗糙度, 从样块中挑选出一系列表面加工均匀且等级差异明显的样块当做标准样块;

3) 拍照: 采用图3实验装置对挑选的测试样块进行拍照, 拍照时样块纹理垂直于工作台且光源亮度保持不变。

4 数据处理与分析

4.1 图像采样

图像采样时尽量保证红色区域与绿色区域面积相等, 且应包含黄色混叠区域。图4所示为原图以及采样图, 本文的采样大小为 800×800 像素, 对比触针式线性采样, 机器视觉有明显的优势。

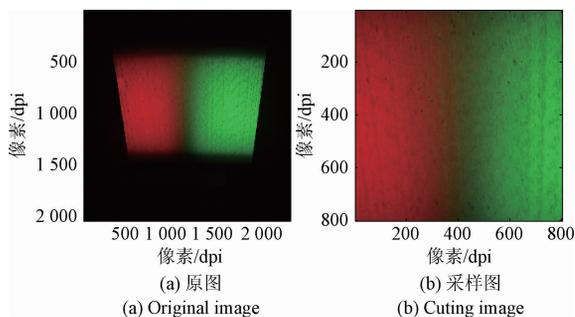


图4 原图与采样图

Fig. 4 Original and sampled images

4.2 实验数据及分析与讨论

根据第1节所述, 评价特征指标性能前提首先要建

立特性指标与粗糙度之间关联关系。表2所示为挑选的12个磨削样块的粗糙度数值以及对应的各特征指标数值。从表2可以看出, 随着粗糙度增大, 基于空间域的 ED 、 G_a 、 RR 递减趋势明显, 说明可以采用基于空间域的 ED 、 G_a 、 RR 指标进行磨削样块的粗糙度测量, 也证明了2.1节指标设计的合理性; 而基于频域空间的 F_3 指标一直在浮动, 与粗糙度之间没有明显单调关系, 表明基于频域空间的 F_3 指标不适用于磨削样块粗糙度测量, 主要原因是基于频域的粗糙度测量指标往往只对纹理规律性很强的机加工样块测量效果较好, 而磨削样块的表面纹理随机性较大, 因此基于频域算法并不适用。

表2 粗糙度以及对应的各指标数值

Table 2 Roughness and corresponding index values

$R_a/\mu\text{m}$	ED	G_a	RR	F_3
0.121	16 261.480	18.366	1.417	1 749.042
0.160	14 813.484	17.810	1.363	1 709.806
0.222	12 250.414	15.321	1.118	1 705.186
0.365	9 857.128	13.497	0.966	1 713.050
0.382	12 000.908	15.432	1.175	1 884.537
0.466	12 117.586	15.364	1.120	1 756.555
0.782	6 252.025	11.393	0.882	1 973.452
0.867	3 933.645	10.345	0.770	1 736.106
1.106	2 842.532	9.806	0.768	1 728.113
1.519	1 617.231	8.985	0.695	1 870.213
1.613	1 452.348	9.109	0.732	1 889.710
2.240	728.719	6.281	0.423	1 417.696

图5所示为根据表2数据绘制得到的各特征指标与粗糙度之间的点画线以及对应的最小二乘最优拟合曲线。图5(a)~(d)中黑色点划线分别为试验所得 ED 、 G_a 、 RR 、 F_3 与粗糙度的相关线, 从图5可以直观地看出 ED 、 G_a 以及 RR 与粗糙度 R_a 有明显的单调关系, 且 G_a 与 RR 的一致性非常强, 这说明 G_a 与 RR 可能存在某种内在联系, 而 F_3 与粗糙度 R_a 基本没有关系。图中拟合的曲线为根据最小二乘方法拟合得到的最优“特征指标—粗糙度”关系曲线, 因 F_3 与 R_a 没有明显关联关系, 所以本文未绘制其与粗糙度的拟合曲线。对比图5(a)~(c)拟合曲线可得到, 相比 G_a 、 RR 与 R_a 的拟合曲线, ED 的拟合曲线与试验所得数据更为吻合, 说明采用彩色图片指标测量粗糙度具有一定优越性。各拟合曲线的方程如下:

$$R_a = -0.633 \ln(ED) + 6.248 \quad (32)$$

$$R_a = 11.758 e^{(-0.246 G_a)} \quad (33)$$

$$R_a = 2.058 7RR^2 - 6.038RR + 4.539 4 \quad (34)$$

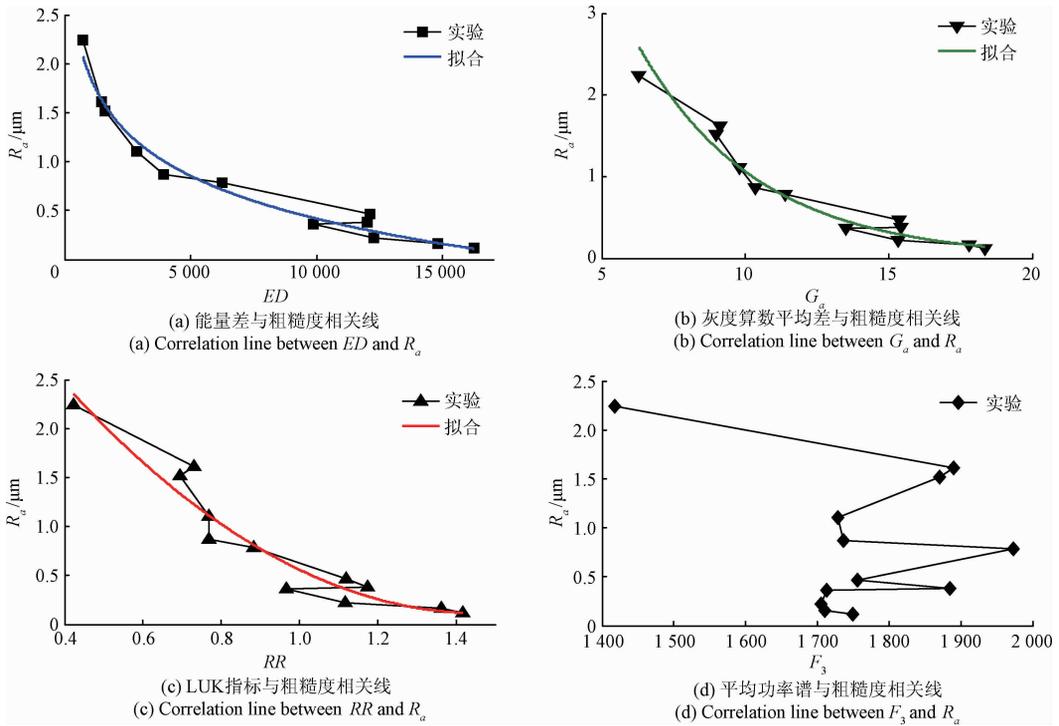


图 5 不同指标与粗糙度关系曲线

Fig. 5 Correlation lines of different indices vs. R_a

根据式(32)~(34),可以对 ED 、 G_a 、 RR 的粗糙度预测模型性能进行定量评估。表 3 所示为根据不同预测模型计算得到的 12 个标准磨削样块粗糙度预测值以及对应的与实测粗糙度之间的绝对误差 A_e 、相对误差 R_e 以及

灵敏度 S 。从表 3 可以得到,基于 ED 的磨削样块粗糙度预测模型灵敏度均较低,意味着其抗干扰能力相比基于 G_a 和 RR 的预测模型要好。

表 3 基于不同指标的粗糙度预测值、误差以及灵敏度

Table 3 Predicted roughness, error and sensitivity based on different indices

指标	$R_a/\mu\text{m}$												
	0.121	0.160	0.222	0.365	0.382	0.466	0.782	0.867	1.106	1.519	1.613	2.240	
ED	R_{ap}	0.110	0.169	0.289	0.427	0.302	0.296	0.715	1.008	1.214	1.571	1.639	2.076
	A_e	0.011	0.009	0.067	0.062	0.080	0.170	0.067	0.142	0.108	0.052	0.026	0.164
	$R_e/\%$	8.8	5.9	30.4	16.8	20.9	36.4	8.6	16.4	9.7	3.4	1.6	7.3
	S	0.004	0.004	0.005	0.006	0.005	0.005	0.010	0.016	0.022	0.039	0.044	0.087
G_a	R_{ap}	0.143	0.164	0.297	0.461	0.290	0.294	0.764	0.982	1.117	1.361	1.321	2.604
	A_e	0.023	0.004	0.076	0.095	0.093	0.171	0.019	0.115	0.011	0.158	0.292	0.364
	$R_e/\%$	18.7	2.5	34.1	26.1	24.3	36.8	2.4	13.3	1.0	10.4	18.1	16.3
	S	0.034	0.039	0.071	0.111	0.070	0.071	0.183	0.236	0.268	0.327	0.317	0.625
RR	R_{ap}	0.117	0.134	0.362	0.628	0.286	0.360	0.815	1.111	1.117	1.337	1.224	2.352
	A_e	0.004	0.025	0.140	0.263	0.096	0.106	0.033	0.245	0.011	0.182	0.389	0.112
	$R_e/\%$	3.0	15.9	63.1	71.9	25.1	22.8	4.2	28.3	1.0	12.0	24.1	5.0
	S	0.202	0.428	1.434	2.061	1.198	1.428	2.406	2.869	2.877	3.176	3.026	4.295

根据表2、3可以计算得到各预测模型的性能参数,如表4所示。从表4中可以看出,相比 G_a 、 RR ,基于 ED 的粗糙度预测模型测量精度最高,其 $PLCC$ 、 MAE 、 RMS 分别为0.989、0.083、0.096;虽然 G_a 、 RR 与粗糙度的相关线一致性非常高,但是 G_a 的测量精度要比 RR 高一些,主要原因可能是 G_a 与 RR 的拟合方程形式不同, G_a 采用的是指数方程而 RR 采用的是二次方程。对比不同预测模型单调性可知,基于 ED 的粗糙度预测模型单调性最好,其 $SROCC$ 、 $KROCC$ 分别达到了0.972、0.876;而基于 G_a 与 RR 的预测模型 $SROCC$ 、 $KROCC$ 完全相等,证明了 G_a 、 RR 的单调性完全一致,也说明基于不同指标的粗糙度预测模型单调性只与指标性能相关而与拟合曲线的形式无关。对比预测模型稳定性可知(本文设置预测粗糙度与

实测粗糙度相对误差阈值20%),基于 ED 的粗糙度预测模型稳定性最好,其溢出率为25%,其次是 G_a ,最后是 RR ;另外,测量稳定性的排序与测量精度的排序完全一致,说明预测模型的测量精度与测量稳定性存在内在关联关系,即测量精度高的模型其测量稳定性往往较高。最后,对比不同指标的计算效率可以发现, F_3 的计算时间最长,说明基于快速傅里叶变换(fast Fourier transformation, FFT)的算法指标在计算效率上存在很大劣势。综合比较基于不同指标的预测模型性能,可以发现 ED 指标有很大优势,表明基于彩色图片设计的粗糙度关联指标存在一定的优越性,原因是彩色图片具有多维数据,其提供的信息量较灰度图片更大,因此在表征磨削样块表面特征时具有更大的优势。

表4 基于不同指标粗糙度预测模型的性能评价

Table 4 Performance assessment of different roughness prediction models based on different indices

属性指标	测量精度			测量单调性		测量稳定性 OR/%	测量效率 T/s
	PLCC	MAE	RMS	SROCC	KROCC		
ED	0.989	0.080	0.096	0.972	0.879	25	0.209
G_a	0.973	0.118	0.161	0.937	1.000	33.3	0.217
RR	0.963	0.134	0.175	0.937	1.000	50	0.185
F_3	-	-	-	-	-	-	0.227

5 结 论

本文介绍的粗糙度关联图像特征指标性能评价方法可以较为全面地衡量一个指标性能,为机器视觉粗糙度测量指标提供了比较可靠的评价体系,亦可应用于其他领域的指标性能评价。

提出了一种基于彩色图片能量差的粗糙度测量方法并从理论上分析了其可行性,推导了其计算公式;实验结果表明,相比基于灰度图片的 G_a 、 RR 、 F_3 ,本文提出的粗糙度测量方法在测量精度、测量单调性、测量稳定性以及灵敏等方面具有明显的优势,而且计算效率较高,证明了采用基于彩色图片设计指标的优越性,为磨削表面粗糙度测量提供了新的方法,并为其他机加工表面粗糙度测量提供了新的机器视觉思路。

参考文献

- [1] 瞿雪元, 顾廷权, 方百友. 带钢表面粗糙度在线检测技术最新进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4):493-500.
- [2] 乐静, 杨洁, 王建, 等. 基于多层序列图像的三维表面粗糙度检测[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(9):

2036-2041.

LE J, YANG J, WANG J. et al. Three-dimensional surface roughness measurement based on sequence multi-images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(9):2036-2041.

- [3] 谢俊, 朱广韬, 王路路, 等. 基于机器视觉的点胶系统的设计与研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(5):80-83, 88.

XIE J, ZHU G T, WANG L L, et al. Design and research of dispensing system based on machine vision[J]. Electronic measurement technology, 2016, 39(5):80-83, 88.

- [4] 吴成中, 王耀南, 贺振东, 等. 基于机器视觉的注射液中不溶异物检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7):1451-1461.

WU CH ZH, WANG Y N, HE ZH D, et al. Research on foreign insoluble particulate detection method for medicinal solution based on machine vision[J]. Chinese journal of scientific Instrument, 2015, 36(7):1451-1461.

- [5] DHANASEKAR B, MOHAN N K, BHADURI B, et al. Evaluation of surface roughness based on monochromatic speckle correlation using image processing[J]. Precision Engineering, 2008, 32(3):196-206.

- [6] PALANI S, NATARAJAN U. Prediction of surface roughness in CNC end milling by machine vision system

- using artificial neural network based on 2D Fourier transform [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 54(9-12): 1033-1042.
- [7] DHANASEKAR B, RAMAMOORTHY B. Digital speckle interferometry for assessment of surface roughness [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2008, 46 (3): 272-280.
- [8] DHANASEKAR B, RAMAMOORTHY B. Assessment of surface roughness based on super resolution reconstruction algorithm [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2008, 35 (11-12): 1191-1205.
- [9] DHANASEKAR B, RAMAMOORTHY B. Restoration of blurred images for surface roughness evaluation using machine vision [J]. Tribology International, 2010, 43(1): 268-276.
- [10] PRIYA P, RAMAMOORTHY B. The influence of component inclination on surface finish evaluation using digital image processing [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47 (3): 570-579.
- [11] YANG S H, NATARAJAN U, SEKAR M, et al. Prediction of surface roughness in turning operations by computer vision using neural network trained by differential evolution algorithm [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 51(9-12): 965-971.
- [12] PALANI S, NATARAJAN U, CHELLAMALAI M. On-line prediction of micro-turning multi-response variables by machine vision system using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) [J]. Machine Vision and Applications, 2013, 24(1): 19-32.
- [13] GUO R, TAO Z. A study of neural network for surface characteristics in-process optical measurement [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(17): 2821-2824.
- [14] 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 E H, YI H AN, et al. Grinding surface roughness measurement based on image quality assessment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3):374-381.
- [15] 曹健渭,卢荣胜,雷丽巧,等. 基于散斑纹理变差函数的平磨表面粗糙度测量技术[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10):2302-2306.
CHAO W J, LU R SH, LEI L Q, et al. Grinding surface roughness measurement based on the variogram of speckle pattern texture [J]. Chinese journal of scientific Instrument, 2010, 31(10):2302-2306.
- [16] HOY D E P, YU F. Surface quality assessment using computer vision methods [J]. Journal of Materials Processing Technology, 1991, 28(1): 265-274.
- [17] GADELMAWLA E S. A vision system for surface roughness characterization using the gray level co-occurrence matrix [J]. NDT & E International, 2004, 37(7): 577-588.
- [18] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [19] 王红玉,冯筠,牛维,等. 基于再模糊理论的无参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1647-1655.
WANG H Y, FENG J, NIU W, et al. No-reference image quality assessment based on re-blur theory [J]. Chinese journal of scientific Instrument, 2016, 37(7): 1647-1655.
- [20] KUMAR R, KULASHEKAR P, DHANASEKAR B, et al. Application of digital image magnification for surface roughness evaluation using machine vision [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2005, 45(2): 228-234.
- [21] LUK F, HUYNH V, NORTH W. Measurement of surface roughness by a machine vision system [J]. Journal of physics E: Scientific instruments, 1989, 22(12): 977.

作者简介



路恩会, 2014年于江苏科技大学获得学士学位, 2016年于湖南大学获得硕士学位, 现为湖南大学博士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: luenhui@hnu.edu.cn

Lu Enhui received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 2014 and M. Sc. degree from Hunan University in 2016. Now, he is a doctoral student in Hunan University. His main research interest is machine vision.



刘坚(通讯作者), 分别在1997年、2000年和2004年于湖南大学获得学士、硕士和博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为质量检测与控制。

E-mail: liujian@hnu.edu.cn

Liu Jian (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hunan University in 1997, 2000 and 2004, respectively. Now, he is a professor in Hunan University. His main research interest is quality inspection and control.