



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
11
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



叶片色彩仿真 P1669



第19卷第11期（总第223期）

2014年11月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

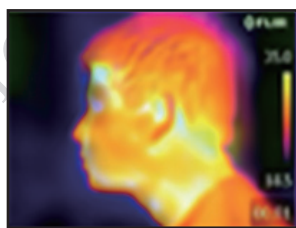
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

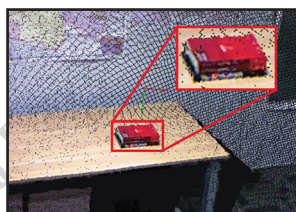
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

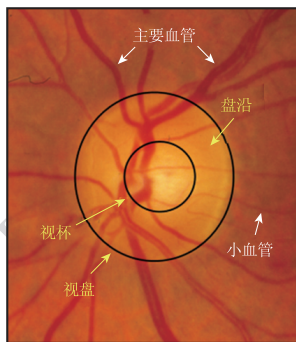
国内定价 50.00元



红外热像视频的细微变化放大(第1577页)



Kinect传感器的彩色和深度相机标定(第1584页)



多相主动轮廓模型的眼底图像杯盘分割(第1604页)

综述

多媒体技术研究: 2013——面向智能视频监控的视觉感知与处理

黄铁军, 郑锦, 李波, 傅慧源, 马华东, 薛向阳, 姜育刚, 于俊清 1539

图像处理和编码

基于高阶奇异值分解和均方差迭代的图像去噪

胡文锐, 谢源, 张文生 1563

小波域中双稀疏的单幅图像超分辨

杨波, 吴纪桃, 谢晓振 1570

红外热像视频的细微变化放大

付传卿, 谷小婧, 顾幸生 1577

图像理解和计算机视觉

Kinect传感器的彩色和深度相机标定

郭连朋, 陈向宁, 刘彬 1584

空间统一调制模型的轮廓检测

肖洁, 蔡超, 郭照立 1591

图像分析和识别

结合相似性拟合与空间约束的图像分割

张峥嵘, 詹天明, 韦志辉 1596

多相主动轮廓模型的眼底图像杯盘分割

郑嫻, 范慧杰, 唐延东, 王琰 1604

精确局部特征描述的表情识别

胡敏, 江河, 王晓华, 陈红波, 李堃, 任福继 1613

Gabor小波和改进LBP的零件表面粗糙度识别

胡海锋, 陈苏婷 1623

可扩展的花卉种类识别

苗金泉, 曹卫群 1630

医学图像处理

基于提升小波变换的医学图像融合

李俊峰, 姜晓丽, 戴文战 1639

遥感图像处理

基于压缩感知的SAR图像鲁棒编码传输

侯兴松, 田文文, 龚晨 1649

第11届全国智能CAD与数字娱乐学术会议专栏

大规模DVE场景对等传输机制研究新进展

王明飞, 贾金原, 张晨曦 1657

自然环境下的植物叶片智能色彩推理仿真

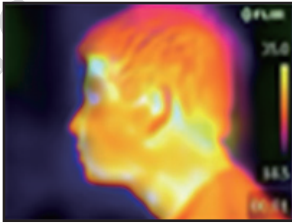
宋建文, 邱锦明 1669

3个控制顶点的类三次Bézier螺线

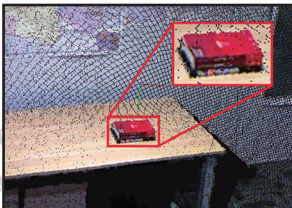
高晖, 寿华好, 缪永伟, 王丽萍 1677

CONTENTS

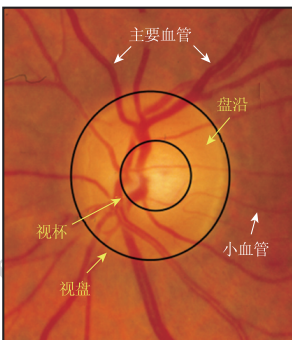
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Magnifying imperceptible variations in infrared thermal videos(P1577)



Calibration of Kinect sensor with depth and color camera (P1584)



Automatic segmentation of optic disc and cup using multiphase active contour model in fundus images(P1604)

Review

Visual perception and processing for intelligent video surveillance:a review

Huang Tiejun, Zheng Jin, Li Bo, Fu Huiyuan, Ma Huadong, Xue Xiangyang, Jiang Yugang, Yu Junqing

1539

Image Processing and Coding

Image denoising based on high order singular value decomposition and mean square error iteration

Hu Wenrui, Xie Yuan, Zhang Wensheng

1563

Single image super-resolution in wavelet domain with double sparse

Yang Bo, Wu Jitao, Xie Xiaozhen

1570

Magnifying imperceptible variations in infrared thermal videos

Fu Chuanqing, Gu Xiaojing, Gu Xingsheng

1577

Image Understanding and Computer Vision

Calibration of Kinect sensor with depth and color camera

Guo Lianpeng, Chen Xiangning, Liu Bin

1584

Contour detection based on spatially unified modulation model

Xiao Jie, Cai Chao, Guo Zhaoli

1591

Image Analysis and Recognition

Image segmentation by integrating similarity fitting and spatial constraint

Zhang Zhengrong, Zhan Tianming, Wei Zhihui

1596

Automatic segmentation of optic disc and cup using multiphase active contour model in fundus images

Zheng Shan, Fan Huijie, Tang Yandong, Wang Yan

1604

Precise local feature description for facial expression recognition

Hu Min, Jiang He, Wang Xiaohua, Chen Hongbo, Li Kun, Ren Fuji

1613

Recognition of work piece surface roughness based on Gabor wavelet and improved LBP

Hu Haifeng, Chen Suting

1623

The scalable flowers category recognition

Miao Jinqun, Cao Weiqun

1630

Medical Image Processing

Medical image fusion based on lifting wavelet transform

Li Junfeng, Jiang Xiaoli, Dai Wenzhan

1639

Remote Sensing Image Processing

Robust coding transmission for SAR image based on compressive sensing

Hou Xingsong, Tian Wenwen, Gong Chen

1649

Column of CIDE' 2014

Survey on transmission mechanism of large scale DVE scene based on P2P overlay network

Wang Mingfei, Jia Jinyuan, Zhang Chenxi

1657

Intelligent color reasoning simulation of plant leaf based on the natural environment

Song Jianwen, Qiu Jinming

1669

The quasi-cubic Bézier spirals with three control points

Gao Hui, Shou Huahao, Miao Yongwei, Wang Liping

1677

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)11-1623-07

论文引用格式: Hu H F, Chen S T. Recognition of work piece surface roughness based on Gabor wavelet and improved LBP[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(11): 1623-1629. [胡海锋, 陈苏婷. Gabor 小波和改进 LBP 的零件表面粗糙度识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(11): 1623-1629.] [DOI:10.11834/jig.20141110]

Gabor 小波和改进 LBP 的零件表面粗糙度识别

胡海锋, 陈苏婷

南京信息工程大学江苏省气象探测与信息处理重点实验室, 南京 210044

摘要: **目的** 为了提取零件表面图像的纹理特征并对其表面粗糙度分类识别, 有效提高识别的正确率, 提出了联合 Gabor 小波和改进局部二值模式(LBP)的纹理特征提取方法。**方法** 针对传统 LBP 算子忽略了邻域内灰度差幅值特征的问题, 提出了 M_LBP(magnitude considered LBP)算子。采用 Gabor 小波对零件表面图像滤波, 并计算各子图像 Gabor 幅值特征 GMM(Gabor magnitude maps)。应用 M_LBP 算子计算各 GMM 的 M_LBP 特征谱, 进而构造得到零件表面图像的纹理特征向量, 最后通过 KNN(K-nearest neighbor)算法对零件粗糙度分类识别。**结果** 本文提出的算法有效细化了表面图像纹理特征, 对粗糙度差别为 $0.2 \mu\text{m}$ 的零件识别准确率达到 98%, 远高于利用传统 LBP 算子提取的纹理信息的识别准确率。**结论** 本文提出了一种有效细化 LBP 纹理特征的 M_LBP 算子, 并通过与 Gabor 小波的结合, 突破了传统 LBP 算子尺度、方向单一, 幅值信息被忽略的局限性, 能实现较高精度的粗糙度识别。

关键词: 粗糙度识别; Gabor 小波; M_LBP; KNN 分类器

Recognition of work piece surface roughness based on Gabor wavelet and improved LBP

Hu Haifeng, Chen Suting

Nanjing University of Information Science and Technology, Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing 210044, China

Abstract: Objective A method for textural feature extraction based on Gabor wavelet and improved local binary pattern (LBP) is proposed to classify and recognize the surface roughness of a work piece through its image and improve accuracy.

Method Given that the LBP operator ignores the magnitude differences between neighbors, the magnitude-considered LBP (M_LBP) operator is proposed. The magnitude of the gray level differences between neighbors is defined as D_c . The gray mean of the image is used as threshold for the binarization of D_c . The binarization result is appended to the top digit of the LBP in this neighbor, which is obtained by dividing the LBP according to the D_c value. Before the recognition of the surface roughness of the work piece, the surface image is obtained with a stereomicroscope and then preprocessed. A self-similar Gabor wavelet filter bank is acquired by changing the scale and orientation parameters. The filter bank is used for surface image filtering. The multi-scale and multi-resolution Gabor texture features of the image are acquired. Afterward, the magnitude of the Gabor texture features is calculated, and the Gabor magnitude maps (GMMs) are extracted. The proposed

收稿日期: 2014-04-14; 修回日期: 2014-07-18

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2011M500940); 中国博士后特别资助基金项目(2012T50510); 六大人材高峰资助项目(2013-DZXX-020); 江苏省高校自然科学重大基础研究项目(12KJA510001)

第一作者简介: 胡海锋(1988—), 男, 南京信息工程大学信息与通信工程专业在读硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。E-mail: huhaifeng.1988@163.com

通信作者: 陈苏婷, E-mail: sutingchen@nuist.edu.cn

M_LBP operator is then applied in the GMMs to extract M_LBP feature maps. Based on these M_LBP feature maps, the texture feature vector for each surface image can be constructed. After extracting these texture feature vectors, the k-nearest neighbor (KNN) algorithm is used in roughness recognition. The feature vectors of both the training samples and the samples to be recognized are extracted. Then, the K nearest neighbors of the samples to be recognized are selected from the training samples. The roughness class of the sample to be recognized can be acquired according to the roughness classes of these K nearest neighbors. **Result** Different values are selected for (P, R) in the M_LBP operator and for K in the KNN algorithm. The comparative experiment shows that the recognition accuracy is highest when (P, R) is set to $(8, 8)$ and K is set to 4. We use the LBP, Gabor combined with LBP, and Gabor combined with M_LBP to extract texture feature vectors. Through these vectors, we compare the time consumption (0.288 6, 0.954 6, and 1.156 2 s) and the recognition accuracy (74%, 82%, and 98%). The experimental results demonstrate that the proposed method can recognize the surface roughness of the work piece with 98% accuracy and a difference of $0.2\text{ }\mu\text{m}$, which is better than that of the other two algorithms. **Conclusion** The proposed M_LBP operator can refine LBP information, and the Gabor wavelet combined with M_LBP overcomes the limitations of LBP, which includes single scale, single orientation, and disregard for magnitude. Hence, the method can be applied in roughness recognition with high precision.

Key words: roughness recognition; Gabor wavelets; M_LBP; KNN classifier

0 引言

金属零件表面粗糙度是反应其表面微观几何形状的一个重要参数,对零件的稳定性、耐用性具有重大影响。机械产品不断提升的精度、耐用性、可靠性等要求使得传统的尺寸、形状等参数已不足以全面反应零件质量要求,表面粗糙度受到了机械制造业的广泛关注。

现有的表面粗糙度测量方法主要可分为接触式和非接触式测量法。接触式测量法通过探针在金属表面的移动来获取表面峰谷特征^[1],其精度和速度都具有很大的局限性,另外还会造成金属表面的划伤。非接触式测量方法主要包括光学检测法和基于计算机视觉的检测方法。光学检测法利用光的反射、散射等原理建立光强与表面粗糙度的关系,推导出粗糙度值^[2]。这种方法具有较高的精确度,但是对操作环境和仪器的要求较高,限制了该方法的使用领域。基于计算机视觉技术的表面粗糙度检测方法具有检测速度快,检测范围较广,成本相对低廉的特点,受到相关领域学者的关注。

可见光照射在物体表面时会发生反射和折射,而折射和反射的强度取决于物体表面的粗糙度,因此用 CCD 相机拍摄到的零件表面图像的纹理特征与粗糙度有密切联系。计算机视觉技术通过提取零件表面图像的纹理特征,运用人工智能领域的分类器,达到对表面粗糙度等级分类的目的。文献[3]运用灰度共生矩阵描述表面图像的纹理,提取出灰

度共生矩阵的对比度、和平均、熵这 3 个参数并建立与表面粗糙度的联系,实现粗糙度的检测。文献[4]用插值法放大图像后采用线性边缘锐化算子改善图像质量,并提取出图像灰度均值,建立灰度均值与表面粗糙度之间的联系。文献[5]提取了图像表面纹理的周期作为分类参数之一。以上粗糙度检测的方法均只针对于某种特定工艺加工(如车、镗、铣)而成的金属表面,且它们具有规则的纹理和较大的粗糙度差别。而本研究对象为实际生产金属零件,同时运用了车和铣的加工工艺,且相邻粗糙度差别仅为 $0.2\text{ }\mu\text{m}$,如采用以上方法无法提取出有效纹理特征并进行分类识别。因此本文拟通过 Gabor 小波结合改进的局部二值模式(LBP)算子提取细致的纹理特征并通过 K 最近邻(KNN)分类器对粗糙度分类识别,从而实现基于计算机视觉的粗糙度识别。

1 图像纹理特征提取算法

纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,它指的是图像邻域像素之间的一种结构关系,不依赖于颜色和亮度的变化^[6]。由于纹理的这种特性,使得其在计算机视觉技术领域受到广泛关注和研究。

本文提出的联合 Gabor 小波和改进 LBP 的图像纹理提取方法,综合应用了 Gabor 小波的多尺度多方向特性和 LBP 的良好局部纹理描述特性。

1.1 Gabor 纹理特征提取

Gabor 滤波器是唯一能在测不准原理下在时域

和频域取得最佳联合分辨率的函数^[7], 另外 2D Gabor 滤波器响应能很好地模拟哺乳动物视觉皮层细胞响应, 因此在纹理特征提取领域获得广泛应用。通过对 Gabor 滤波器的频率和方向设定, 可以很方便地得到一组自相似的频率和方向不同的 Gabor 小波滤波器, 从而实现对图像多分辨率、多方向分析。Gabor 小波滤波器的核函数定义为

$$g_{v,u}(x,y) = \frac{\|k_{v,u}\|^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{\|k_{v,u}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right] \times \left[\exp(i \cdot k_{v,u} \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (1)$$

式中, $z = (x, y)$ 为空间坐标位置, $k_{v,u} = k_v e^{i\varphi_u}$ 为波向量, $k_v = k_{\max}/f^v$, $\varphi_u = \pi u/n$ 分别定义了波向量的尺度和方向, $k_{\max}$ 表示滤波器组的最大空间频率, f 表示频率域的采样步长, n 表示滤波器组总的方向数。 σ 表示高斯函数的标准差, 决定了高斯包络的半径。从式(1)可以看出, Gabor 核函数的本质为 2 维高斯函数调制的复正弦。通过改变式(1)中的 u 和 v 值即可得到一组尺度和方向各异的 Gabor 小波滤波器组。

将上述尺度和方向各异的 Gabor 滤波器分别与零件表面图像做卷积运算, 即可得到零件表面图像在各个尺度和方向上的 Gabor 特征。 $I(x, y)$ 表示图像灰度的空间分布, 则该图像经过尺度参数为 v 方向参数为 u 的 Gabor 滤波器滤波后的 Gabor 特征 $O_{v,u}(x, y)$ 可表示为

$$O_{v,u}(x, y) = I(x, y) * g_{v,u}(x, y) \quad (2)$$

由于 $g_{v,u}(x, y)$ 为复数, 故卷积结果 $O_{v,u}(x, y)$ 也为复数。卷积结果中包含能量和相位特征。能量特征能较好地表征图像纹理, 因此本文提取 Gabor 幅值特征

$$GMM_{v,u}(x, y) = \sqrt{\text{Re}(O_{v,u}(x, y))^2 + \text{Im}(O_{v,u}(x, y))^2} \quad (3)$$

1.2 局部二值模式

局部二值模式最早由 Ojala 在 1999 年提出, 是一种简单有效的图像纹理结构提取算法^[8]。其基本原理是根据掩膜中心像素的灰度值与其邻域像素灰度值的大小进行二值化, 邻域像素二值化后组成的二进制串所表示的十进制数即为该中心像素的值。最原始的 LBP 算子如图 1 所示: 中心像素 $f_c = 123$, 将 8 邻域的像素分别与 f_c 做比较, 大于 f_c 的标记为“1”, 小于 f_c 的标记为“0”。从左上角开始按顺时针方向将各二进制编码连成二进制串, 再将二进制串

转化为十进制值, 该值即为该中心像素的 LBP 值。

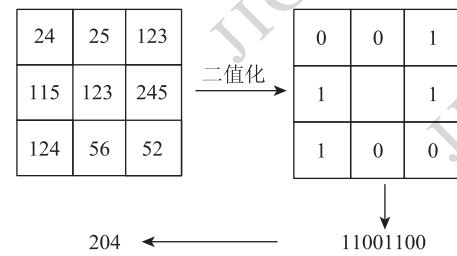


图 1 LBP 计算示例

Fig. 1 LBP compute example

以上原始的 LBP 算子窗口为固定的 3×3 大小, 对较大尺度的纹理描述能力较差, 因此将 LBP 算子改进为 $LBP_{P,R}$ 算子^[9], 执行算法的窗口大小可调整, 即以中心像素为圆心, 在半径为 R 的邻域内均匀取 P 个元素进行二值化计算, $LBP_{P,R}$ 可表示为

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} \text{sgn}(g_p - g_c) 2^p \quad (4)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

假设 g_c 的坐标为 (a, b) , 则 g_p 的坐标为 $(a + R \cos(2\pi p/P), b + R \sin(2\pi p/P))$ 。图像的坐标必须是整数, 若按照上式计算的 g_p 坐标不是整数, 则按双线性内插法计算 g_p 的灰度值。 $LBP_{P,R}$ 算法中 P, R 大小的确定对算法有效性至关重要。 R 值决定了算子的邻域大小, R 值越小, 得到的 LBP 特征越局部化。 P 值决定了 LBP 特征的具体程度, P 值越大即取样点越多, 获得的纹理特征也就越具体, 但特征维数也随之增大, 运算复杂度提高。

得到各个像素的 LBP 值后, 通过直方图来描述 LBP 特征^[10], 定义为

$$H(k) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J f(LBP_{P,R}(i, j), k)$$

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & x = y \\ 0 & x \neq y \end{cases} \quad (5)$$

1.3 融入局部灰度差幅值特征的 LBP

从上述分析可以看出, 传统的 LBP 算子是基于局部灰度偏差的符号信息来描述局部纹理。如图 2 所示, 图 2(a)(b) 分别显示了一幅图像中两个 3×3 窗口的灰度信息。图 2(c)(d) 分别显示了邻域像素与中心像素的差值, 用向量分别表示为

$$d_1 = [99, 98, -91, -87, 98, 99, -77, 122, 99]$$

$$d_2 = [3, 11, -2, -1, 3, 3, -1, 1, 3]$$

它们表示的二进制序列都为“11001101”, 中心像素

的 LBP 值均为“205”。然而从图 2(c)(d)可以看出这两个区域具有较大区别,图 2(a)区域灰度差距较大,图像变化剧烈,而图 2(b)区域灰度差距较小,图像比较平滑。

24	25	214
1	123	210
200	24	25

(a)

120	122	125
122	123	124
124	120	120

(b)

99	98	-91
122		-87
-77	99	98

(c)

3	1	-2
1		-1
-1	3	3

(d)

图 2 两个邻域灰度值及与中心像素差值

Fig. 2 Gary level and D-value of two neighborhoods

传统的 LBP 把这两个区域描述为一样的局部纹理结构,这在某些模式识别中能够达到预期的效果。但是,本文所处理的对象为粗糙度值相差 $0.2 \mu\text{m}$ 的零件,识别中就会大大降低识别的准确率。也即传统的 LBP 算子只考虑了邻域像素与中心像素灰度差的正负,而忽略了其幅值,这导致了图像纹理信息的不完整,进而造成依据图像纹理进行分类识别的误差。

LBP 模式提取的是灰度差的正负,为了完善 LBP 特征,提出了一种融入灰度差幅值特征的 LBP (M_LBP)。灰度差的幅值特征为

$$D_c = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - g_c)^2} \quad (6)$$

式中, g_i 表示邻域像素值, g_c 表示中心像素值。根据式(6)计算出图 2(a)(b)两个邻域的 D_c 值分别为 97.129 4、4.401 7,可见两个 LBP 值相同的邻域, D_c 值能有效地对其进一步区分,细化纹理结构的描述。

综上所述,要细化 LBP 算子对纹理结构的描述,可以在 LBP 值的基础上融入邻域灰度差的幅值信息,也即 D_c 。为了不明显增加数据维数,造成数据冗余,参照局部二值化的思想,将 D_c 值按某一合理的阈值进行二值化后作为 LBP 模式二进制序列的最高位,也即将 LBP 算子进一步细化为 M_LBP

算子,进而转换为十进制数即为该中心像素的 M_LBP 模式。

从式(6)可以看出,灰度差的幅值计算公式与图像标准差的计算方式相似,因此选用图像标准差 σ 作为阈值对灰度差的幅值二值化。给出 M_LBP 定义

$$M_LBP_{P,R} = LBP_{P,R} + \text{sgn}(D_c - \sigma)2^{P+1} \quad (7)$$

由式(7)可知:M_LBP 模式对 LBP 模式进行了进一步细化,将 LBP 值相同的像素根据邻域灰度差的幅值再次二值化。也即局部标准差大于或等于图像标准差的定义为“1”,局部标准差小于图像标准差的定义为“0”。这样有效区分开了 LBP 值一致但纹理结构明显不同的区域。

2 基于纹理特征的表面粗糙度识别

为了实现对表面粗糙度差别为 $0.2 \mu\text{m}$ 的零件进行检测分类,首先要结合 Gabor 小波和 M_LBP 算子提取出零件表面图像的纹理特征,再依据提取出的纹理特征进行分类检测。

2.1 纹理特征提取流程

零件表面图像纹理特征提取流程如图 3 所示。具体流程描述如下:

1)零件表面图像获取。待检测零件粗糙度的分辨率在 $0.2 \mu\text{m}$ 左右,间距较小,如直接拍摄将无法通过纹理特征进行区分。因此,应用体视显微镜对零件表面放大 15 倍,并通过 CCD 相机从体视显微镜的电子目镜中拍摄得到零件表面图像 $I(x, y)$ 。

2)Gabor 滤波器组滤波。通过一组自相似的 Gabor 滤波器对图像进行多尺度多方向的滤波,并取滤波后各图像的幅值

$$GMM_{v,u}(x, y) = |I(x, y) * g_{v,u}(x, y)|$$

取 4 个尺度, $v \in \{0, 1, 2, 3\}$, 4 个方向, $u \in \{0, 1, 2, 3\}$, 共形成 16 个 Gabor 滤波器。其中窗口大小为 31×31 , $\sigma = 1.5\pi$, $k_{\max} = \pi$, $f = \sqrt{2}$ 。得到 16 个 Gabor 幅值特征 $GMM_{v,u}$, 如图 3 中 $GMM_{1,1} \sim GMM_{4,4}$ 所示。

3)计算 M_LBP 直方图。对 16 个 GMM 分别应用 M_LBP 算子,即 $M_LBP_{P,R} = LBP_{P,R} + \text{sgn}(D_c - \sigma) \cdot 2^{P+1}$ 。

统计各 M_LBP 模式的直方图,得到 16 个 M_LBP 直方图,如图 3 中 $H_{1,1}, \dots, H_{4,4}$ 所示。

4)M_LBP 特征向量构造。将 16 个 M_LBP 直

方图串接起来构造得到 1 维的 M_LBP 特征向量 H 。

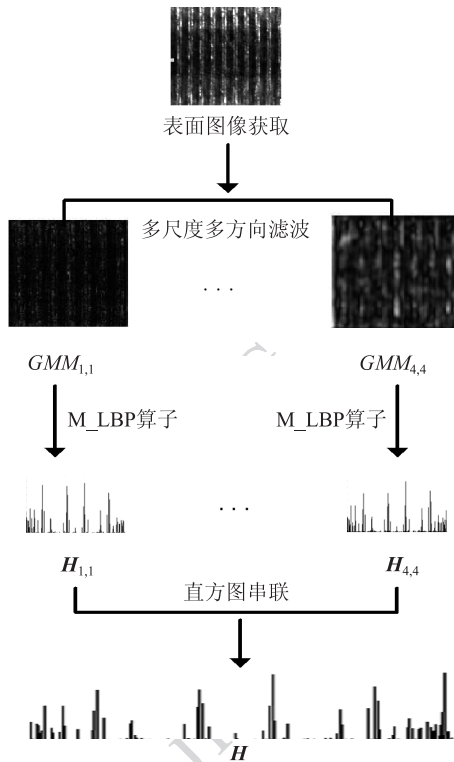


图 3 零件表面图像纹理特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of textural feature extraction

根据以上流程即可提取出每一幅零件表面图像的特征向量 H_i 。从以上特征向量提取流程可以看出:Gabor 小波的多方向多尺度分解与 M_LBP 的结合有效解决了 M_LBP 的尺度单一问题,能较好地提高识别的分辨力。

2.2 KNN 分类检测算法

K 最近分类器是一种广泛应用于分类和模式识别领域的算法,该算法在训练样本中寻找与待分类样本距离最近邻居并将它们判别为同类。该算法基于统计的基本原理,针对实际应用中的图像噪声具有较强的鲁棒性。其样本学习过程只是简单地将训练数据存储下来,具有算法简单,高效实用等特点。针对本文的应用,待分类的数据类别较少,有效避免了该算法模式类别增多时复杂度显著增大的缺陷。综合以上优点,选用 KNN 分类器对零件表面粗糙度进行分类^[11]。

KNN 的原理是:对于某一待分类样本 H_i ,计算其与所有训练样本的距离,并选出前 K 个距离最小的样本,判定这 K 个样本所属的类别,哪个类别的样本最多则待分类样本属于该类别。

待分类样本和训练样本的距离也即 M_LBP 直

方图的相似程度,通过 Chi-square 距离计算^[12],即

$$d_{\text{Chi-square}}(H_1, H_2) = \sum_i \frac{(H_1(i) - H_2(i))^2}{H_1(i) + H_2(i)} \quad (8)$$

式中, i 表示向量 H 的维数。

2.3 基于纹理特征的表面粗糙度识别流程

根据前文所述纹理特征提取及 KNN 分类器,即可完成对零件表面粗糙度的分类,其算法流程如图 4 所示,主要分为样本训练和检测分类两个阶段:

1) 训练样本集。如图 4 所示,在样本训练阶段,对 N 种粗糙度不同的零件各取 M 个样本,并获取其表面图像 $I_1, \dots, I_{N \times M}$ 。对这 $N \times M$ 幅样本图像分别进行预处理并运用前文所述 Gabor 小波滤波和 M_LBP 进行纹理特征提取,构造 $N \times M$ 个纹理特征向量 $H_1, \dots, H_{N \times M}$,形成训练样本集。

2) 检测分类。对任一待检测零件,按照样本集训练的过程,分别进行表面图像采集、预处理和纹理特征提取后,获得特征向量 H_i ,并运用 KNN 分类器判断其所属粗糙度,完成粗糙度的识别。

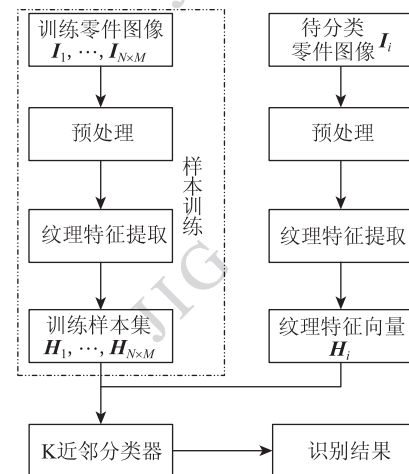


图 4 零件表面粗糙度检测流程图

Fig. 4 Flow chart of work piece roughness recognition

3 实验结果及分析

为了验证本文提出粗糙度识别方法的有效性,选用了 10 个粗糙度各异的零件进行实验,粗糙度值如表 1 所示,相邻序号零件相差 $0.2 \mu\text{m}$ 左右。

通过显微镜的电子目镜接口获取零件侧面放大 15 倍的图像。对每个零件,分别拍摄 10 幅不同区域的图像,这样总共获取 100 幅零件表面图像。对这些图像进行预处理,去除噪声,并将所有图像大小

裁切为 256×256 像素。如图 5 所示分别为表 1 中 1~10 号零件的预处理后的表面图像,从左到右,第 1 行为 1~5 号零件,第 2 行为 6~10 号零件。

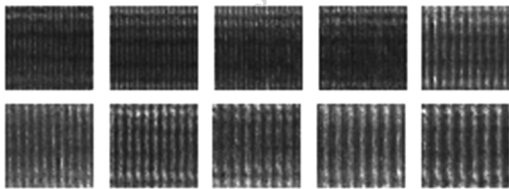


图 5 预处理后不同粗糙度图像

Fig. 5 Work piece image of different roughness

表 1 实验零件粗糙度值

Table 1 Roughness of the work piece for experiment

序号	粗糙度值/ μm	序号	粗糙度值/ μm
1	1.502	6	2.514
2	1.758	7	2.721
3	1.886	8	2.932
4	2.104	9	3.142
5	2.296	10	3.324

取各零件的前 5 幅图像作为训练样本,后 5 幅作为测试样本,即 50 个训练样本,50 个测试样本。用 KNN 分类器将 50 个测试样本归类,并计算识别正确率。

本文提出的 Gabor + M_LBP 进行纹理特征提取,并用 KNN 分类识别的粗糙度检测方法待确定的参数有:M_LBP 的取样点数 P 和半径 R ,常用的组合有 $(4,2)$ 、 $(8,2)$ 、 $(8,8)$ 、 $(16,8)$ 、 $(8,16)$ 、 $(16,16)$ 等;KNN 的最近邻数 K 。分别取不同的 P 、 R 、 K 实验,结果如图 6 所示。

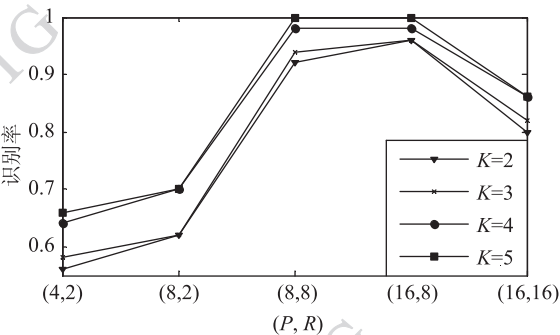


图 6 不同参数对识别率影响

Fig. 6 Recognition rate of different parameters

从 K 的不同取值的识别结果看, K 值越大,识别

率越高,但耗费的时间越多。另外由于每个种类只有 5 个训练样本,因此 K 值取 4 和 5 的差别不大。

对比 (P,R) 等于 $(4,2)$ 和 $(8,2)$ 的识别结果可知:当 M_LBP 算子的半径为 2 时,获取的纹理特征过于局部,导致无论 P 和 K 取值大小,其识别率都较低。从 (P,R) 等于 $(16,8)$ 和 $(16,16)$ 的识别结果可以看出,当 M_LBP 的半径取 16 时,获取的纹理特征过于粗糙,因此识别结果相对于半径为 8 的结果降低。

从 (P,R) 等于 $(8,8)$ 和 $(16,8)$ 的识别结果可以看出,当半径 R 一定时, P 值越大表示取样的点数越多,获取的信息越丰富,识别的结果也有一定的提升。同时,随着 P 值的增大,M_LBP 模式种类会以 2^P 增长,也即最终提取的特征向量维数会以 2^P 增长,增加运算复杂度。另外,过于丰富的纹理信息会干扰分类器的分类,可能会造成识别率的降低。

综上所述,当 (P,R) 取 $(8,8)$, K 取 4 时本文所提出的算法能取得较好的识别率和相对较低的运算复杂度。

为了进一步验证本文提出的算法有效性,分别用 LBP、Gabor + LBP 和 Gabor + M_LBP 3 种算法提取图像的纹理特征并进行识别, (P,R) 取 $(8,8)$, K 值取 4,各算法的性能比较如表 2 所示。

表 2 不同算法性能比较

Table 2 Performance comparison between algorithms

算法	特征向量维数	识别时间/s	识别率/%
LBP	256	0.288 6	74
Gabor + LBP	4 096	0.954 6	82
Gabor + M_LBP	8 192	1.156 2	98

从表 2 可以看出,单独使用 LBP 算法相比于 Gabor + LBP 算法特征向量维数更小,运算速度更快。但其正确识别率仅有 74%。由于单纯使用 LBP 算子其取样半径是一定的,也即 LBP 不具有多尺度分析的功能,对于差距很小的不同类零件的区分度不高。

而 Gabor 小波结合 LBP 算子提取的纹理有效克服了 LBP 的尺度单一问题。通过 Gabor 小波对零件表面图像进行 4 个尺度 4 个方向的分解后再用 LBP 算子进行纹理描述,提高了类间的可区分度。同时使得特征向量维数扩大了 16 倍,运算复杂度增大,识别时间延长。

相比于Gabor结合LBP算子,Gabor结合本文提出的M_LBP算子进一步细化了传统LBP算子提取的纹理信息,加入了一定的局部幅值特征,类间可区分度进一步提升,同时运算复杂度也提高了。

由实验结果可知:基于Gabor+M_LBP的纹理特征提取方法是3种方法中识别率最高的,当然这是以提高运算复杂度为代价的。从表2中可以看出,Gabor+M_LBP的纹理特征提取方法能以98%的识别率区分粗糙度差距为0.2 μm 的零件,能较好地完成零件表面粗糙度的检测任务。

4 结 论

本文对传统LBP算子进行了改进,提出了M_BP算子,融入了图像邻域内灰度差的幅值特征,进一步细化了LBP提取的纹理特征。通过Gabor小波结合M_LBP算子的零件表面粗糙度识别方法,综合运用了Gabor小波的多方向多尺度分析的特性和M_LBP良好的纹理描述特性。实验结果表明,利用Gabor+M_LBP提取的纹理特征进行零件表面粗糙度识别的方法取得了较高的识别正确率,对粗糙度间隔为0.2 μm 的零件识别正确率达到98%,远高于同等条件下LBP及Gabor+LBP算法的识别正确率。

该方法为基于计算机视觉技术的零件表面粗糙度识别提供了新的思路,验证了通过零件表面图像的纹理特征进行粗糙度识别的可行性。下一步的研究将扩大零件表面粗糙度的分布范围,增加采样点,探索表面粗糙度与零件表面图像纹理特征的函数关系,从而从粗糙度分类识别过渡到粗糙度的测量。

参考文献 (References)

- [1] Liu H B, Zhou Y J, Wang C L. Surface roughness measurement based on dichromatic digital speckle correlation[J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 31(4): 125-131. [刘恒彪, 周亚杰, 王昌灵. 双波长数字散斑相关法表面粗糙度测量[J]. 光学学报, 2011, 31(4): 125-131.]
- [2] Zhang Q J, Zhao Y H, Han D, et al. On-line measurement of surface roughness based on laser two-dimensional scattering principle[J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(6): 110-114. [张秋佳, 赵玉华, 韩冬, 等. 基于激光二维散射原理在线测量表面粗糙度[J]. 光电工程, 2011, 38(6): 110-114.] [DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2011.06.019]
- [3] Tian X L, Wang J Q, Zhang B G, et al. Surface roughness of Si_3N_4 based on texture analysis[J]. Journal of Materials Engineering, 2012, (9): 7-13. [田欣利, 王健全, 张保国, 等. 基于纹理分析的 Si_3N_4 陶瓷表面粗糙度研究[J]. 材料工程, 2012, (9): 7-13.]
- [4] Rajneesh K. 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.
- [5] Zhang J, Zhou J. Surface roughness measure based on average texture cycle[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2010: 298-302. [DOI: 10.1109/IHMSC.2010.174]
- [6] Xu W Y, Huang X S, Liu Y H, et al. A local characteristic scale selection method based on Gabor wavelets[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(1): 72-78. [徐婉莹, 黄新生, 刘育浩, 等. 一种基于Gabor小波的局部特征尺度提取方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 72-78.] [DOI: 10.11834/jig.20110120]
- [7] Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971. [DOI: 10.1109/34.541406]
- [8] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59. [DOI: 10.1016/0031-3203(95)00067-4]
- [9] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multi-resolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary pattern[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987. [DOI: 10.1109/TPAMI.2002.1017623]
- [10] Liao S, Law M W K, Chung A C S. Dominant local binary patterns for texture classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(5): 1107-1118. [DOI: 10.1109/TIP.2009.2015682]
- [11] Wang W D, Zhen Y J, Yang J Y, et al. An efficient nearest neighbor classifier algorithm based on pre-classify[J]. Computer science, 2007, 34(2): 198-200. [王卫东, 郑宇杰, 杨静宇, 等. 一种基于预分类的高效最近邻分类器算法[J]. 计算机科学, 2007, 34(2): 198-200.] [DOI: 10.3969/j.issn.1002-137X.2007.02.050]
- [12] Luo G, Yang S, Tian G, et al. Learning human actions by combining global dynamics and local appearance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, (99): 1-30. [DOI: 10.1109/TPAMI.2014.2329301]