第38卷 第3期

文章编号:1673-9469(2021)03-0108-05

DOI:10.3969/j.issn.1673-9469.2021.03.016

纹理图像多尺度灰度共生矩阵步长参数的研究

李丽宏,谢东阳,王 琳,潘飞扬,王鹏涛

(河北工程大学信息与电气工程学院,河北邯郸056038)

摘要:将小波变换多尺度理论用于分析确定共生矩阵最佳步长参数值,利用小波变换对原始图像进行分解,根据具体纹理图像,选择合适小波子图像(近似图像或其细节子图像)进行纹理分析,通过计算分解图像的纹理特征参数(对比度)确定最佳步长参数。当步长参数为最优值时,计算所得纹理特征参数值将处于周期极值位置,其利于纹理分析。相对于原始图像,分解图像数据量小,在寻优共生矩阵最佳步长参数时,计算复杂度及时间消耗都有所降低。实验验证,基于小波分解图像所得最佳步长参数值是精确的。

关键词: 纹理图像; 灰度共生矩阵; 小波变换; 多尺度理论; 步长参数 中图分类号: TP391.4
文献标识码: A

Research on Step Parameter of Multi-scale Gray Level Co-occurrence Matrix for Texture Image

LI Lihong, XIE Dongyang, WANG Lin, PAN Feiyang, WANG Pengtao

(School of Information and Electronic Engineering, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

Abstract: We apply the multi-scale theory of wavelet transform to determine the optimal step parameter. More specifically, we decompose the original image using wavelet transform and according to the specific texture image, select the appropriate wavelet sub-image (approximate image or its detailed subimage) for texture analysis. The texture feature parameter (contrast) of the decomposed image is utilized to determine the optimal step parameter. When the step parameter is optimal, the texture feature parameter reaches the extreme value of the period which is beneficial to texture analysis. As the amount of data in the decomposed image is less than that in the original image, both the computation complexity and the time consumed in finding the optimal step parameter are reduced. Furthermore, experimental results show that the optimal step parameter of the wavelet decomposed image is accurate.

Key words: texture image; gray level co-occurrence matrix; wavelet transform; multi-scale theory; step parameter

纹理分析是图像分析的重要组成部分,是利 用图像处理技术计算纹理特征,实现对纹理定量 或定性描述的过程^[1-2]。纹理特征可用于纹理的 描述和分类,例如,在医学图象处理中利用纹理特 性来区别正常细胞和癌细胞^[34];在机械加工过程 中,利用工件纹理特征判断刀具磨损程度^[5];在洗 选厂中,利用纹理信息与灰度信息对煤与矸石进 行区分识别^[6]。

基于灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence

Matrix,GLCM)的纹理特征分析技术属于一种统计 分析技术,其模型是 Haralick 在 1973 年提出的用 于分析图像纹理的一种数学模型^[78]。灰度共生 矩阵是建立在二阶组合条件概率密度函数基础上 的,纹理图像是纹理基元在空间位置上按照一定 规则排列的图像。步长参数 d 为两个采样像素点 之间的步长,为共生矩阵计算时的重要参数,大部 分研究者把步长参数 d 设置为 1 进行纹理特征研 究,而步长参数 d 取值不同,则所得共生矩阵特征

收稿日期:2021-04-19

基金项目:河北省科技计划项目(20475702D);河北省高等学校科学技术研究项目(ZD2014081)

作者简介:李丽宏(1973-),女,河北无极人,博士研究生,教授,主要研究方向为计算机视觉。

值将不同,这将导致图像分析时得到不同的分析 结果,影响图像分析的精确性^[9]。

针对大部分研究者把步长参数只是简单设置 为1的情况,本文研究了如何根据具体纹理图像确 定合适步长参数 *d*,利用此步长参数,计算所得的 共生矩阵,更适于纹理图像的描述,纹理特征参数 更合理,更利于纹理的分析。

同时本文为了降低纹理分析计算量,对纹理 图像首先进行小波变换,进行小波变换下采样处 理图像,而非采用基本下采样处理方式,既可降低 图像数据量,同时也可根据具体纹理图像,选择合 适小波子图像(近似图像或某方向细节子图像)进 行纹理分析,进而确定合适步长参数 d,既降低了 纹理分析计算量,同时提高了纹理分析精度,为进 一步实现精确的、实时的纹理分析系统奠定基础。

1 相关理论知识

1.1 共生矩阵基本概念

一幅图像 *I*,某像素坐标为 (*x*,*y*),其灰度值为 *i*,即*f*(*x*,*y*) = *i*,另一像素的坐标为 (*x* + Δx ,*y* + Δy),其灰度值为*j*,即*f*(*x* + Δx ,*y* + Δy) = *j*,共生矩 阵统计图像中沿某方向、相隔一定间隔步长且灰 度值为 (*i*,*j*)的像素对出现的次数,其可用 *p*(*i*, *j*/*d*, θ)表示,其中 *d* 表示两个像素之间的步长,即 共生矩阵步长参数。 θ 表示两个像素间的角度,通 常 θ 取值为 0°,45°,90°,135°。*i*,*j* 为两像素的灰度 值。共生矩阵能反映图像灰度变化情况^[10]。

如果图像*I*有*L*个灰度级,归一化共生矩阵用 *C*(*i*,*j*)表示,其维数为*L*×*L*,如式(1)所示,示意 图如图1所示。

$$C(i,j) = p(i,j/d,\theta) / \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j/d,\theta) \quad (1)$$

1.2 共生矩阵特征参数

Haralick^[7]基于共生矩阵,提出了 14 个纹理特 征参数。对比度是其一特征参数,本文利用对比 度进行图像纹理分析,其定义如式(2)所示。

$$\operatorname{Con} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 C(i,j)$$
(2)

式中,Con为纹理图像对比度值;*i*,*j*为像素对灰度值;*C*(*i*,*j*)为归一化共生矩阵。

对比度特征值可反映图像清晰度和纹理强度。

1.3 小波变换

小波变换将原始图像分解成不同分辨率子带

图像,并在多尺度上研究分析纹理特征^[11]。高频子 带反映图像边缘细节信息,低频子带反映图像近似信 息。Daubechies 小波(简称 db 小波)具有紧支性与正 交性,并且根据求解问题可灵活变换尺度,因此本文 将 db 小波多尺度理论应用于灰度共生矩阵模型。



(a) 共生矩阵像素对示意图
 (b) 共生矩阵示意图
 图 1 共生矩阵示意图
 Fig. 1 Schematic diagram of GLCM

2 多尺度灰度共生矩阵步长参数研究

步长参数 d 为两个采样像素点之间的距离,利 用不同步长参数值计算所得共生矩阵值将不同; 对于粗纹理图像,如果步长参数 d 取值小于纹理基 元幅度,则两个采样像素点间的灰度值具有较大 相似性的可能,因此大数值元素就集中于共生矩 阵对角线附近;而对于细纹理图像,如果步长参数 d 取值与纹理基元幅度近似相等,大数值元素在共 生矩阵中分布则较均匀;因此需根据具体纹理图 像,选择合适的步长参数 d,依此值计算所得共生 矩阵更适于纹理图像的描述,进而所得纹理特征 参数更合理。

规则纹理图像利用合适步长参数 d, 计算所得 共生矩阵非零元素值大部分集中于对角线位置; 而不规则纹理图像利用合理步长参数 d 计算所得 共生矩阵非零元素值分布相对较均匀; 根据公式 (2), 计算规则纹理图像共生矩阵的对比度, 规则 纹理图像由于共生矩阵数值相对集中于对角线位 置, 因此所得对比度较小, 而不规则纹理图像由于 共生矩阵元素数值分布相对较均匀, 所以计算所 得对比度值较大些, 总之, 合理的步长参数值利于 纹理图像的分析。

为降低方向对纹理分析的影响,在计算共生 矩阵时,将考虑4个方向,即0°、45°、90°和135°方 向值。根据这4个角度值计算出4个GLCM,并以 这4个GLCM的平均值作为最终的GLCM。为了 利于纹理分析,图像灰度级取16级,即灰度值0~ 15,对应灰度级1;灰度值16~31,对应灰度级2,依 次类推,在此基础上,研究纹理特征参数与步长参 数 d 之间的关系。

本文利用小波变换对图像进行下采样处理, 而非采用基本下采样处理方式,既可降低图像数 据量,同时也可根据具体纹理图像,选择合适小波 子图像,即可根据具体图像处理任务,选择分解后 的近似图像,或选择分解后的水平、垂直或对角线 细节图像,选择合适的分解图像,利用进一步的纹 理分析。

本文利用 db 小波变换分解纹理图像获得不 同分辨率的小波细节图像和近似图像,然后利用 对比度纹理特征确定 GLCM 步长参数。对图 2 中 的原始图像通过 db 小波分解,获得一级分解图像 与二级分解图像。



Fig. 2 Original Image

一级分解图像在水平和垂直方向上像素数 是原始图像的一半,因此数据量仅为原始图像 的四分之一。依次类推,二级分解图像只有原 始图像数据量的十六分之一。近似图像(approximate image)分别是对原始图像进行分解后 的平滑图像,Hd 是分解后的水平细节图像,Vd 是分解后的垂直细节图像,Dd 是分解后的对角 线细节图像。

对比度纹理特征参数值随着步长参数的增加 而周期性地变化。当步长参数在第一周期达到某 值时,对比度特征值达到该周期极值,此步长参数 便是最佳步长参数。

对图 2 中的原始图像(original)及其小波分解

后的一级、二级分解图像,利用对比度纹理特征值 获取纹理图像共生矩阵最优步长参数值,仿真结 果如图3所示。依据图3可得出,原始图像最优步 长参数值为8,一级与二级分解图像最优步长参数 值分别为4和2。一级分解图像的像素数量在水 平方向与垂直方向上均为原始图像像素数量的1/ 2,因此一级分解图像计算所得最佳步长参数值为 4。依次类推,二级分解图像所得最佳步长参数值 为2。

因分解图像的数据量降低了,所以获得最佳 步长参数所耗费时间也将减少,运算速度和系统 实时性得以改进,如表1所示。后续纹理分析时, 由于分解图像数据量已降低,因此后续计算量将 降低,实时性较好。

3 实验仿真

图 4 为工件两幅纹理图像。对两幅图像分别 进行一级小波分解,并对原始图像和分解图像进 行分析仿真,结果如图 5 和图 6 所示。通过图 5 和 图 6 分析,可得到两幅原始纹理图像的最佳步长参 数都为 4,两幅图像的一级分解图像的最佳步长参 数都为 2。由于两幅工件纹理图像,是在相同进给 量情况下加工而成,只是刀具磨损程度不一致,最 佳步长参数只与进给量有关,而与刀具磨损量等 加工参数无关,因此上述分析与图 5 和图 6 仿真结 果一致。

图 5 与图 6 中,当原始图像(最优步长参数为 4)与一级分解后的纹理图像(最优步长参数为 2) 采用最佳步长参数时,两幅图像对比度值(纹理特 征参数)区分度较大,从图中可看出,一级分解图 像的纹理特征参数值具有更大的区分度;现在研 究者大部分都是随机取步长参数进行纹理分析, 从图中可见,随机步长参数所对应的纹理特征参 数值总体区分度较小,且规律性较差,因此最佳步 长参数时,其更利于纹理分析,利于纹理后续 处理。

综上所述,原始图像和小波分解图像都是在

Tab. 1 Comparison of running time					
图像	运行时间/s	一级分解图像	运行时间/s	二级分解图像	运行时间/s
原始图像	0.630 241	近似平滑图像	0.152745	近似平滑图像	0.097096
		水平(Hd)细节图像	0.149 567	水平(Hd)细节图像	0.092 250
		垂直(Vd)细节图像	0.151 416	垂直(Vd)细节图像	0. 101 079
		对角(Dd)细节图像	0. 149 288	对角(Dd)细节图像	0.098 542

表 1 运行时间比较



Fig. 3 Simulation diagram of the optimal step value for original, one-level and two-level decomposed images

最佳步长参数下,更利于纹理分析,同时考虑计算 量与计算速度,小波分解图像在最佳步长参数时 更利于纹理图像的分析与分类,且后续处理的实 时性较原始图像更优。

4 结论

利用小波变换对图像进行下采样处理,而非 采用基本下采样处理方式,既可降低图像数据量, 同时也可根据具体纹理图像和具体图像处理任 务,选择分解后的近似图像,或选择分解后的水平、



(较锋利刀具加工)

图 4 工件纹理图像

(磨损量较多刀具加工)

Fig. 4 Workpiece texture image









垂直或对角线细节图像,选择合适的分解图像,利用 进一步的纹理分析。由于分解图像数据量小于原始 图像数据量,因此计算速度得以提高。实验证明,由 分解图像确定最佳步长参数,既精确且高效,提高了 系统的实时性。相比于其他步长参数,最佳步长参 数更利于纹理分析与纹理分类,因此本文研究为提 高纹理分析实时性、精确性奠定了理论基础。

参考文献:

- [1] SULOCHANA S, VIDHYA R. Texture Based Image Retrieval Using Framelet Transform-Gray Level Co-occurrence Matrix(GLCM)[J]. International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence, 2013, 2(2):68-73.
- [2] SHEN X, SHI Z, CHEN H. Splicing Image Forgery Detection Using Textural Features Based on the Grey Level CO-OCCURRENCE Matrices [J]. Iet Image Processing, 2017, 11(1):44-53.
- [3]余先超,孙宇凤,李 鹏,等.影像组学在腮腺多形性腺 瘤与腺淋巴瘤鉴别诊断中的应用[J].现代肿瘤医学, 2021,29(05):837-840.
- [4]侯向丹,李柏岑,刘洪普,等.融合纹理信息的 SLIC 算 法在医学图像中的研究[J].自动化学报,2019,45 (05):965-974.
- [5] 庞浩林. 基于机器视觉的定向内冷却铣刀磨损状态研 究[D]. 湘潭:湘潭大学,2020.

- [6] FU Y, ALDRICH C. Quantitative Ore Texture Analysis with Convolutional Neural Networks [J]. Ifac PapersOn-Line, 2019, 52(14):99-104.
- [7] HARALICK, ROBERT M, SHANMUGAM, et al. Textural Features for Image Classification [J]. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybemetics, Part A, 1973, 3 (6): 610-612.
- [8] THIERRY Chekouo, SHARIQ Mohammed, ARVIND Rao. A Bayesian 2D Functional Linear Model for Graylevel Co-occurrence Matrices in Texture Analysis of Lower Grade Gliomas[J]. NeuroImage. Clinical, 2020, 28:1-11.
- [9] LI Lihong, AN Qingbin, ZHANG Minglu. Research on Step parameter Algorithm for Gray Level Co-occurrence Matrix and Its Application in Tool Monitoring[J]. WSEAS Transactions on Systems, 2013,12(11):573-582.
- [10] MAKTABDAR Oghaz M, MAAROF M A, ROHANI M F, et al. An Optimized Skin Texture Model Using Graylevel Co-occurrence Matrix [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(6):1-19.
- [11] PADMA Ganasala, ACHANTA Durga Prasad. Medical Image Fusion Based on Laws of Texture Energy Measures in Stationary Wavelet Transform Domain[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2020, 30 (3):1-14.

(责任编辑 王利君)