

基于四元数小波变换及多分形特征的纹理分类

高直^{1*}, 朱志浩², 徐永红¹, 洪文学¹

(1. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 秦皇岛天业通联重工股份有限公司, 河北 秦皇岛 066004)

(* 通信作者电子邮箱 gaozhi@ysu.edu.cn)

摘要: 将四元数小波变换(QWT)和多分形相结合进行纹理分类, 充分利用了QWT的旋转不变特性和纹理图像的多分形特性, 能弥补传统的应用小波变换进行纹理分类时缺乏将输入图像分解成多个方向的不足。通过对UIUC数据库中的纹理图像分类, 表明四元数小波与多分形相结合的方法具有较高的分类精度, 平均分类正确率可达96.69%, 是一种合理有效的纹理分类方法。

关键词: 四元数小波变换; 多分形; 纹理分类; 机器视觉; 纹理图像

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Texture classification based on quaternion wavelet transform and multifractal characteristics

GAO Zhi^{1*}, ZHU Zhi-hao², XU Yong-hong¹, HONG Wen-xue¹

(1. Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao Hebei 066004, China;

2. Qinhuangdao Tianye Tolian Heavy Industry Company Limited, Qinhuangdao Hebei 066004, China)

Abstract: The paper incorporated the multifractal analysis method into the idea of Quaternion Wavelet Transform (QWT), which took advantage of the rotation-invariant properties and multifractal properties of texture image, and could make up for the lacks of ability to decompose input image into multiple orientation in texture classification when using wavelet transform. The experiment of texture classification using the images from UIUC shows the method has higher classification accuracy and the average correct classification rate is 96.69%. It proves this texture classification method is reasonable and effective.

Key words: Quaternion Wavelet Transform (QWT); multifractal; texture classification; machine vision; texture image

0 引言

纹理是多数图像的基本特性, 在机器视觉和模式识别中起着关键性的作用^[1]。纹理分类包含两个重要的基本问题: 一是如何描述纹理的特征; 二是如何在纹理之间定义合适的距离或相似度测量^[2]。基于以上两个问题, 纹理图像的特征必须具有旋转不变性, 同时还要在有效的内部空间定义纹理。目前针对纹理分析的特征提取及分类方法有很多。然而, 这些方法都仅限于在小邻域的单一范围内的空间相互作用分析。因此, 这些方法往往只适用于显微纹理的分析, 此外这些方法的单分辨率技术也导致了纹理分析结果并不理想。

近年来, 小波变换作为一种多尺度分析工具, 被应用于纹理分析^[3]、基于小波框架的纹理分类^[4]等。虽然小波变换在纹理分类中已经取得了显著成果, 但小波变换仅仅是把给定图像分解成 0° , 45° , 135° 方向上的水平、对角线和垂直方向上的3个定向平滑子带。这就限制了小波变换对于旋转不变纹理图像的分析^[5]。

由于2D实值信号可以用四元数表示, 因此相对应的四元数小波尺度函数和小波函数的构造就成为分析2D信号的关键。四元数小波变换(Quaternion Wavelet Transform, QWT)理论是四元数理论和小波分析理论相结合产生的, 可以为2D图像提供具体的相位信息。相对于传统小波变换, QWT具有

旋转不变的特性, 并且能对图像进行局部幅值相位分析。这些都可以弥补小波变换在图像处理中的一些不足。目前国内外已有将QWT应用到图像处理上的研究。文献[6]提出了基于QWT理论的图像多分辨率视差估计方法。文献[7]充分利用了QWT的平移不变性、旋转不变性进行图像分析及处理。而文献[8]首次将QWT应用于纹理分类, 并证明了其方法的可行性。

分形概念是数学家Mandelbort^[9]于20世纪70年代为了表征复杂图形和复杂过程率先引入自然科学领域的, 之后得到了迅速的发展。分形又分为单分形和多分形, 对于简单分形, 用一个分形维数就可以描述它的特征。但是对于许多复杂的现象, 它们包含了多个尺度与多个层次, 每个层次之间具有不同的统计特征。因此, 多分形理论就成为研究复杂结构和系统的有力工具。多分形理论研究的对象是局部不规则而整体自相似的结构, 这与纹理结构的复杂性和规律性有共同之处。目前已有将多分形理论应用到纹理图像的分析 and 分类上的研究, 文献[10]通过实验表明分形维数可以用来描述纹理模型, 并可以作为纹理特征; 文献[11]提出了一种基于分形的自然纹理描述方法; 文献[12]应用多分形特征进行图像分割。然而应用分形理论进行纹理分析时也有不足, 比如尽管有些纹理图像直观上存在很大的差异但是它们的分形维数却是基本相同的。如图1所示的两幅纹理图片, 这两幅图片

收稿日期: 2011-09-08; 修回日期: 2011-12-02。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873121)。

作者简介: 高直(1981-), 女, 黑龙江哈尔滨人, 博士研究生, 主要研究方向: 模式识别、图像处理; 朱志浩(1984-), 男, 山东潍坊人, 工程师, 硕士, 主要研究方向: 系统自动化控制; 徐永红(1975-), 男, 四川犍为人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 模式识别、信息可视化; 洪文学(1953-), 男, 黑龙江依安人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 信息融合、模式识别。

显然存在很大的差异,但是通过计算它们的分形维数(Fractal Dimension, FD)却很接近。

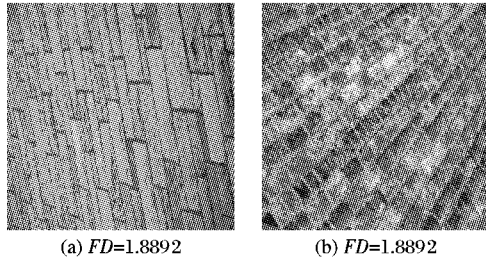


图1 两幅纹理图片的分形维数

本文在上述研究的基础上,综合利弊,将 QWT 与多分形理论相结合进行纹理分类,实验选取 UIUC 数据库中的纹理图像,首先对纹理图像进行裁剪、二值化等预处理,再对预处理后的纹理图像进行 QWT,然后提取经 QWT 后的图像的多分形特征,最后采用神经网络分类器进行分类。通过实验表明,QWT 与多分形相结合提取纹理特征的方法,在纹理分类中取得良好的效果。

1 四元数小波变换

QWT 是一种改进的小波变换,能够提供给 2D 信号更加丰富的尺度空间分析,相对于小波变换,QWT 具有平移不变特性和能够对图像进行局部幅值相位分析的特点^[13]。QWT 是四元数傅里叶变换(Quaternion Fourier Transform, QFT)和四元数信号分析在 2D 上的推广。QWT 以四元数为理论基础,更加适用于 2D 信号的分析。

四元数是复数概念的推广,四元数有 3 个虚部单位,其形式为 $q = a + bi + cj + dk$ 。

四元数 2 元解析信号分析可以定义如下:

$$f_A(x, y) = f(x, y) + iH_1f(x, y) + jH_2f(x, y) + kH_3f(x, y) \quad (1)$$

其中: H_1 、 H_2 和 H_3 为局部和总体的希尔伯特变换(Hilbert Transform, HT)。这里的母小波是一个四元数 2D 分析滤波器,能够产生可分析的系数。因此它继承了 1D 分析信号的局部幅值和局部相位概念,这在信号分析中是十分有意义的。2D 四元数解析信号的定义是四元数小波变换的理论基础。通过将一个标准离散小波和经一维 Hilbert 变换得到的三个实小波组成一个四元数,可以获得一个 2D 解析小波以及与之关联的四元数小波变换。四元数小波包括四个标准正交基,用矩阵表示为:

$$G = \begin{bmatrix} \varphi_h(x)\varphi_h(y) & \varphi_h(x)\psi_h(y) & \psi_h(x)\varphi_h(y) & \psi_h(x)\psi_h(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_h(y) & \varphi_g(x)\psi_h(y) & \psi_g(x)\varphi_h(y) & \psi_g(x)\psi_h(y) \\ \varphi_h(x)\varphi_g(y) & \varphi_h(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\varphi_g(y) & \psi_h(x)\psi_g(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_g(y) & \varphi_g(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\varphi_g(y) & \psi_g(x)\psi_g(y) \end{bmatrix} \quad (2)$$

矩阵 G 的每一行对应四元数小波变换的一路独立小波,每一列对应着的 QWT 一个子带。例如:对于对角子带,

$$(f, f_{H_1}, f_{H_2}, f_{H_3}) = (\psi_h(x)\psi_h(y), \psi_g(x)\psi_h(y), \psi_h(x)\psi_g(y), \psi_g(x)\psi_g(y)) \quad (3)$$

利用四元数代数,可以将四个组分组成为一个四元数小波函数即:

$$\psi^q(x, y) = \psi_h(x)\psi_h(y) + j_1\psi_g(x)\psi_h(y) + j_2\psi_h(x)\psi_g(y) + j_3\psi_g(x)\psi_g(y) \quad (4)$$

解析信号与传统实信号相比的一个主要优势在于可以很

容易地定义信号的瞬时幅值和相位。

2 多分形特征计算

多分形可以由不同的局部 Hurst 指数刻画的多个子集。不同指数对应的不同子集的统计特性可以用函数 $f(\alpha)$ 进行定量描述。其中 α 为 Lipschitz-holder 指数而 $f(\alpha)$ 是每个子集的 Hausdorff 维。多分形需要多个指数来刻画它们的尺度特性,并且比单分形具有更高的复杂度。本文主要计算纹理图像特征的值 α 和 $f(\alpha)$ 值。在各个科学领域,已经有了多种计算维数谱函数的方法,如矩方法、直方图法、小波方法、乘法以及二次矩方法等。本文主要采取由 Chaudhuri 和 Sarker 提出的差分盒子计数方法的基本思想来计算多分形。

对于一个给定的尺度 s ,将 $M \times M$ 的图像分割为 $s \times s$ 大小的网格,每个网格中有一列 $s \times s \times h$ 大小的盒子,其中 $h = \lfloor s \times G/M \rfloor$, G 是最大的灰度级, $M/2 \geq s > 1$, $s \in \mathbf{N}$, $r = s/M$ 。设 $P_s(i, j)$ 为第 $n_s(i, j)$ 个网格中的概率测度,对于每个网格定义:

$$\mu_s(i, j, q) = \frac{[P_s(i, j)]^q}{\sum_{i,j} [P_s(i, j)]^q} \quad (5)$$

则可得:

$$f(q) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\sum_{i,j} \mu_s(i, j, q) \ln [\mu_s(i, j, q)]}{\ln s} \quad (6)$$

$$\alpha(q) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\sum_{i,j} \mu_s(i, j, q) \ln [P_s(i, j)]}{\ln s} \quad (7)$$

3 神经网络算法

人工神经网络是一个由大量简单的处理单元(神经元)广泛连接组成的复合系统,是在现代生物学研究人脑组织所取得的成果基础上提出的,具有人脑的基本功能:学习、记忆、归纳。它可以处理那些难以用数学模型描述的系统,具有很强的自适应、自学习能力。目前,应用最为广泛、研究最为深入的是 BP 神经网络,BP 模型具有学习、联想和容错功能,并能进行大规模并行信息处理,对非线性系统有很强的模拟能力^[14]。BP 神经网络是一种多层前馈型神经网络,由输入层、一层或多层隐含层、输出层 3 部分构成,如图 2 所示。

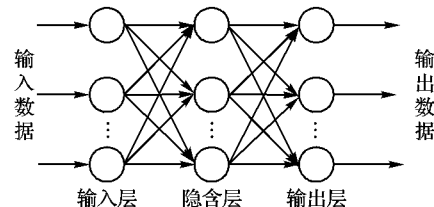


图2 BP神经网络结构

BP 神经网络的标准算法步骤如下:

1) 初始化权值。设定学习率 μ , 允许误差 ε , 最大迭代次数,置循环步数 $i = 0$ 。

2) 正向计算。将第 p 个样本 $X_p = \{X_{p1}, \dots, X_{pm}\}$ 按顺序输入到网络中,按式(8)分别计算 $O1_{pk}$ 和 $O2_{pm}$ 。

$$\begin{cases} O1_{pk}(i) = f\left(\sum_{n=1}^N \omega1_{nk}(i)x_{pn}\right) \\ O2_{pm}(i) = f\left(\sum_{n=1}^N \omega2_{km}(i)O1_{pk}(i)\right) \end{cases} \quad (8)$$

3) 按式(9) 计算均方误差 E 。若 $E \leq \varepsilon$, 则停止迭代;否则

进行下一步。

$$E = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (t_{pm} - O2_{pm})^2 \quad (9)$$

4) 反向计算。计算权值的改变量,公式如下:

$$\begin{cases} \Delta\omega_{1_{nk}}(i+1) = \mu \sum_{p=1}^P \delta_{pk}(i) x_{pm} \\ \Delta\omega_{2_{km}}(i+1) = \mu \sum_{p=1}^P \delta_{pm}(i) O1_{pk}(i) \end{cases} \quad (10)$$

而

$$\begin{cases} \delta_{pm}(i) = (t_{pm} - O2_{pm}(i)) O2_{pm}(i) (1 - O2_{pm}(i)) \\ \delta_{pk}(i) = O1_{pk}(i) (1 - O1_{pk}(i)) \sum_{m=1}^M \delta_{pm}(i) \bar{\omega}_{km}(i) \end{cases} \quad (11)$$

更改权值:

$$\begin{cases} \omega_{1_{nk}}(i+1) = \omega_{1_{nk}}(i) + \Delta\omega_{1_{nk}}(i+1) \\ \omega_{2_{km}}(i+1) = \omega_{2_{km}}(i) + \Delta\omega_{2_{km}}(i+1) \end{cases} \quad (12)$$

5) 置 $i = i + 1$, 返回 3), 直至 $E \leq \varepsilon$ 停止循环。

4 实验研究

本文的实验数据来源于 UIUC 纹理图片库^[15], 实验采用 Matlab 进行仿真。UIUC 纹理图片库中有 25 种纹理, 每一种纹理包括 40 幅不同拍摄视角和焦距下的图像。在图像获取时, UIUC 纹理数据库充分地考虑了各种视角变化以及其他的几何变换效果。特别强调光照条件是完全任意的。因此 UIUC 纹理数据库是一个非常具有挑战性的, 接近真实条件的基准纹理集。

图 3 为 3 类纹理在不同视角和焦距下所拍摄的图像, 从图片中可以看出虽然有些种类的纹理图像特征明显, 所以其分形特征也明显不同于其他种类的纹理图片, 但是为了避免引言中所提到应用分形特征进行纹理分析的弊端, 首先对纹理图片进行四元数小波变换, 然后再计算变换后图像的多分形特征, 最后进行分类。

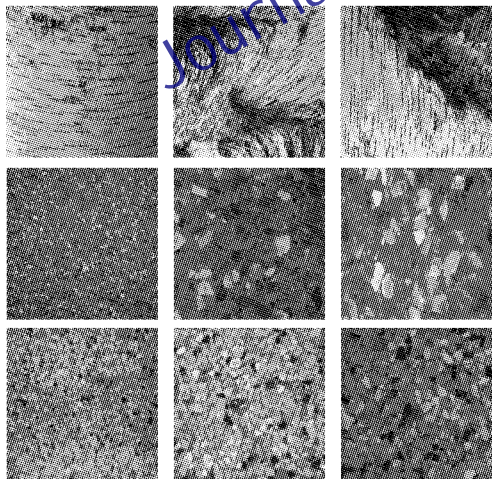


图 3 UIUC 数据库中 3 类纹理图像

本文提出基于四元数小波变换及多分形理论的纹理图像分类方法的步骤如下:

- 第 1 步 对原始图像进行预处理, 包括对图像的定位、裁剪、旋转校正、尺寸归一化、灰度归一化等。
- 第 2 步 对预处理后的纹理图像进行四元数小波变换, 并提取纹理图像的幅值相位特征。
- 第 3 步 计算纹理图像幅值相位特征的多分形特征值。
- 第 4 步 将所得的多分形特征值作为纹理分类的特征,

用神经网络算法进行分类。

四元数小波变换分解层次取 2, 四元数小波变换所用滤波器组参考文献[16]进行设计。

分解示意图如图 4 所示, 其中图 4(a) 为分解一层, LL1、LH1、HL1、HH1 分别为 4 个子带; 图 4(b) 为分解两层, LL2、LH2、HL2、HH2 为第二层上的 4 个子带。

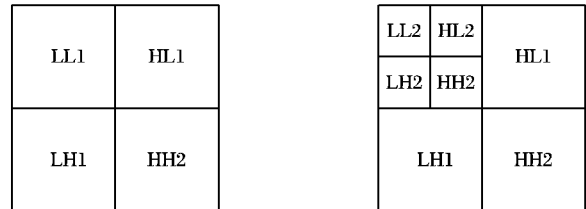


图 4 QWT 分解示意图

在进行多分形特征计算时, 计算经四元数小波变换后的图像的 $\alpha(q)$ 值和 $f(\alpha(q))$ 值作为分类特征, 其中 $\alpha(q)$ 为 Lipschitz-holder 指数而 $f(\alpha(q))$ 是每个子集 Hausdorff 维。选取的 Q 值为区间 $[-10, 10]$ 中的整数, 共有 21 个值, 在最后进行分类时, 我们选取 BP 神经网络分类器进行分类, 分类时采取 10 倍交叉验证的方法选取训练样本和测试样本, 分类过程如图 5 所示。

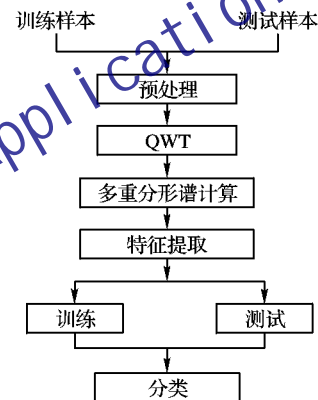


图 5 分类算法示意图

为了对比实验结果, 我们同时采用传统的小波变换的方法和提取多分形特征的方法结合 BP 神经网络对纹理图像进行分类, 同样进行 30 次实验, 实验结果曲线如图 6 所示。

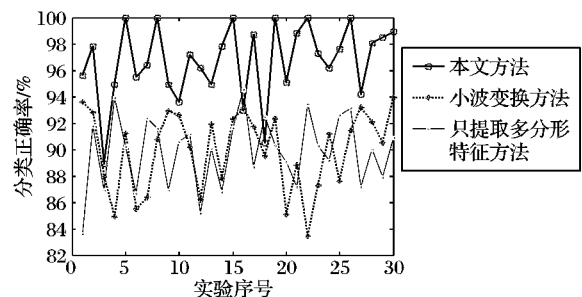


图 6 3 种不同算法实验结果

最后取 30 次结果的平均值作为分类结果, 其中本文提出的基于四元数小波变换和多分形谱特征提取的方法分类正确率为 96.69%, 小波变换方法的分类正确率为 89.94%, 只提取多分形特征方法的分类正确率为 89.89%。

BP 神经网络算法作为一种常见的分类器, 具有其他分类器无可比拟的优点, 如具有良好的鲁棒性、容错能力和自我调节能力等。本文采用两层 BP 神经网络分类器, 其中第一层有 10 个神经元, 第二层 1 个神经元, 同时也采用其他常用的分类器分类进行比较, 结果如表 1 所示。

表 1 不同算法和特征分类结果比较表 %

分类方法	特征提取方法		
	多分形谱	小波变换	本文方法
BP 神经网络	89.89	89.94	96.69
SVM	89.30	83.80	87.70
k-NN	87.50	82.70	85.40

从表 1 可看出:本文提取方法结合 BP 神经网络进行分类相比多分形谱特征提取和分类方法具有较好的识别率。

5 结语

本文将四元数小波变换与多分形理论相结合,提出一种纹理分类的方法,该方法克服了传统小波变换用于纹理分类中针对旋转不变纹理图像的局限,同时也克服了应用分形理论进行纹理分析中的某些不足,通过实验表明该方法计算复杂度低,分类正确率较高,是一种较为理想的纹理分类方法。

参考文献:

- [1] KIM S C, KANG T J. Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1207 - 1221.
- [2] LIU XIUWEN, WANG DELIANG. Texture classification using spectral histograms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(6): 661 - 670.
- [3] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674 - 693.
- [4] UNSER M. Texture classification and segmentation using wavelet frames[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(12): 1549 - 1566.
- [5] ARIVAZHAGAN S, GANESAN L, PADAM P S. Texture classification

tion using Gabor wavelets based rotation invariant features[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1976 - 1982.

- [6] 柳莲花, 丁万山. 四元数小波变换在图像处理中的应用[J]. 电子科技, 2010, 23(4): 89 - 93.
- [7] CHAN W L, CHOI H, BARANIUK R. Quaternion wavelets for image analysis and processing[C]// International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2004: 3057 - 3060.
- [8] SOULARD R, CARRE P. Quaternionic wavelets for texture classification[C]// 2010 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 4134 - 4137.
- [9] MANDELBROT B B. Fractals: Form, chance and dimension[M]. San Francisco: Freeman, 1977.
- [10] 王克奇, 谢永华, 陈立君. 基于分形理论的木材纹理特征研究[J]. 林业机械与木工设备, 2005, 33(7): 19 - 20.
- [11] 吴高洪, 章毓晋, 林行刚. 基于分形的自然纹理自相关描述和分类[J]. 清华大学学报, 2000, 40(3): 90 - 93.
- [12] XIA YONG, FENG DAGANG, ZHAO RONGCHUN, et al. Multifractal signature estimation for textured image segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(2): 163 - 169.
- [13] CHAN W L, CHOI H, BARANIUK R G. Coherent multiscale image processing using dual-tree quaternion wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 17(7): 1069 - 1082.
- [14] 王美玲, 王念平, 李晓. BP 神经网络算法的改进及应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(35): 47 - 48.
- [15] Datasets for computer vision research[EB/OL]. [2010-05-10]. http://www-cvrl.ai.uiuc.edu/ponce_grp/data/.
- [16] KINGSBURY N G. A dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties[C]// International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2000: 375 - 378.

(上接第 772 页)

大,估计角度已不能正确反映运动模糊方向。而本文算法对模糊尺度从 7 到 30 像素的运动模糊图像估计角度非常精确,仅在某些方向上出现了 1° 的误差。

表 2 数据显示,对长宽不等的图像,文献[9]由于未考虑图像长宽比与频谱暗条纹和运动模糊方向的关系,其估算结果出现错误。文献[11]和本文算法的估算角度出现小数是因为长宽比代入公式计算时产生的。文献[11]仍然仅是对模糊尺度大的运动方向估计准确,模糊尺度小时估计误差较大。若对估算值取四舍五入,则本文算法的运动方向估计结果基本以实际运动方向吻合,仅在某些方向上有 1° 的误差。

4 结语

运动模糊方向估计是运动模糊图像复原的重要步骤。很多基于频谱估计的算法都未分析图像长宽比不为 1 时模糊方向的估算问题,本文分析了图像长宽比与暗条纹和模糊方向之间的关系,推导出计算公式。利用 LoG 边缘检测算子突出频谱中暗条纹轮廓,使 Radon 变换寻找角度更加精确。仿真结果验证本文算法对不同尺寸图像的运动模糊方向估计精确度高,估算结果以实际运动方向基本吻合。但噪声干扰时,退化图像频谱中的暗条纹减弱,甚至消失。所以本文算法和其他基于频谱估计的方法一样,对噪声干扰的退化图像估计准确度降低,有待于进一步改进。

参考文献:

- [1] 邸慧, 于起峰. 基于自相关的匀速运动模糊尺度参数识别[J]. 国

防科技大学学报, 2006, 28(5): 123 - 125.

- [2] 贺卫国, 黎绍发. 匀速直线运动模糊长度的精确估计[J]. 计算机应用, 2005, 25(6): 1316 - 1317.
- [3] 郭永彩, 丁小平, 高潮. 基于差分自相关的运动模糊图像尺度参数识别[J]. 光电工程, 2011, 38(6): 134 - 140.
- [4] 叶嘉鲁, 李福德, 肖伟, 等. 含噪声的运动模糊图像点扩散函数尺度鉴别[J]. 电子器件, 2007, 30(2): 593 - 595.
- [5] YITZHAKY Y, KOPEIKA N S. Identification of blur parameters from motion blurred images[J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1997, 59(5): 310 - 320.
- [6] 陈前荣, 陆启生, 成礼智. 基于方向微分的运动模糊方向鉴别[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 590 - 595.
- [7] 谢伟, 秦前清. 基于倒频谱的运动模糊图像 PSF 参数估计[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2008, 33(2): 128 - 131.
- [8] 谢飞, 车宏, 蔡猛, 等. 一种基于倒频谱鉴别模糊参数的图像复原算法[J]. 电光与控制, 2011, 18(7): 49 - 54.
- [9] 邓泽峰, 熊有伦. 基于频域方法的运动模糊方向识别[J]. 光电工程, 2007, 34(10): 98 - 101.
- [10] 乐翔, 程建, 李民. 一种改进的基于 Radon 变换的运动模糊图像参数估计方法[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(5): 963 - 969.
- [11] 李宇成, 贾宝华, 杨光明. 运动模糊图像的参数估计与恢复[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(19): 4247 - 4249.
- [12] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2002.