

文章编号:1004-9037(2014)01-0054-06

# 基于不变矩特征的二维码模糊类型辨识算法

刘宁钟 叶超 苏军

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院,南京,210016)

**摘要:**二维条码作为一种重要的自动识别技术,有极大的商用前景。有效地解决二维条码图像模糊问题是其能够得以广泛应用的关键。针对条码识别中的常见3类模糊函数,设计了一个基于不变矩的辨识方法。文中分析了不同的模糊类型的频域图像的差异。经过边缘检测和去噪音的预处理后,对图像进行二值化,并提取矩特征进行辨识。最终实验表明本文设计的算法具有很好的识别率。

**关键词:**二维码;模糊类型;不变矩

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

## Two-Dimensional Bar Code Blur Type Recognition Algorithm Based on Invariant Moment Feature

Liu Ningzhong, Ye Chao, Su Jun

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** As an important automatic identification technology, the two-dimensional bar code has wide range of prospects for commercial applications. Effective solution of the two-dimensional bar code image blur is the key to its wide use. In order to recognize the blurring type, an algorithm based on invariant moment theory is proposed. The frequency spectrum in different types of degradation for blurred bar code images is analyzed to find their differences. After edge detection, denoise processing and binarization, the invariant moment feature is extracted to recognize the blurring type. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain a high recognition rate.

**Key words:** two-dimensional bar code; blur type; invariant moment

## 引 言

二维条码具有密度高、信息量大、可靠性高、保密防伪性强、使用成本低廉等优点<sup>[1]</sup>。具有代表性的矩阵式二维条码有:Data Matrix, QR Code, Maxi Code等。二维条码现在已经应用于防伪、电子票务、移动支付、商品流通、身份认证等领域<sup>[2,3]</sup>。

一个Data matrix符号由规则排列的方形模块构成的资料区组成,资料区的四周由定位图形所包围。定位图形左边和下边的两条邻边为黑实线,形成“L”形的定位图形。右边和上边条邻边由交

替的黑白模块组成,具体结构请参看Data Matrix ISO国际标准。

实际应用中,拍摄到的条形码图像常常出现退化降质现象。图像反模糊是个病态(Ill-pose)问题,

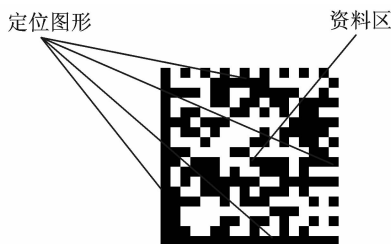


图1 Data matrix 码结构

Fig. 1 Structure of data matrix code

基金项目:国家自然科学基金(61375021)资助项目;江苏省自然科学基金(SBK201322136)资助项目;江苏省“六大人才高峰”(DZXX-035)资助项目;南航基本科研业务费(NS2013087)资助项目。

收稿日期:2013-10-25;修订日期:2013-12-14

解决这个问题的关键在于如何应用先验知识来约束复原信号。一般退化模型为

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

式中: $f(x, y)$ 为理想条码图像, $h(x, y)$ 为系统退化卷积核函数, $n(x, y)$ 表示成像系统中的加性噪声,这些因素共同作用产生降质条码图像 $g(x, y)$ 。Joseph<sup>[4]</sup>针对高斯降晰模型对条码信号进行补偿。Turin<sup>[5]</sup>提出了利用EM算法的条码信号增强方法。Selim<sup>[6]</sup>研究了卷积核未知情况下的反卷积方法。Kresic-Juric<sup>[7]</sup>和Marom<sup>[8]</sup>研究了噪声限制下条码信号增加技术。Kresic-Juric<sup>[9]</sup>应用隐马尔科夫模型对模糊的条码信号进行处理。Liu<sup>[10,11]</sup>采用迭代求解的技术对条码信号进行反卷积。依据退化模型可重建条码图像的反降晰过程,这也是一个解卷积的过程。如果对降质图像的退化类型有先验知识,可据此建立退化模型,然后应用图像反降晰技术来复原降质图像。当 $h(x, y)$ 是未知的,则反卷积模型为盲解卷积。为了有效地解决这类问题,本文提出了一种降质条码函数自适应退化类型的辨别方法。

## 1 算法框架

降质条码图像的成像过程受很多退化因素的影响,最常见的3类退化模糊类型有运动退化模糊、散焦退化模糊和高斯退化模糊。

图2为理想的DM码图像,图3为3类降质条码图像的频谱。可见,不同退化类型的降质图像在频域中的频率谱却相差较大。这是实现自适应退化类型辨别的基础。鉴于此,算法的操作流程如下:

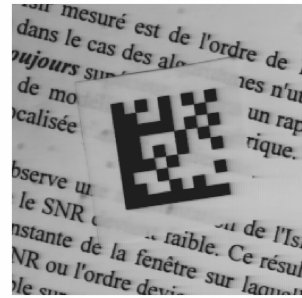


图2 原始DM码图像

Fig. 2 Original DM code image

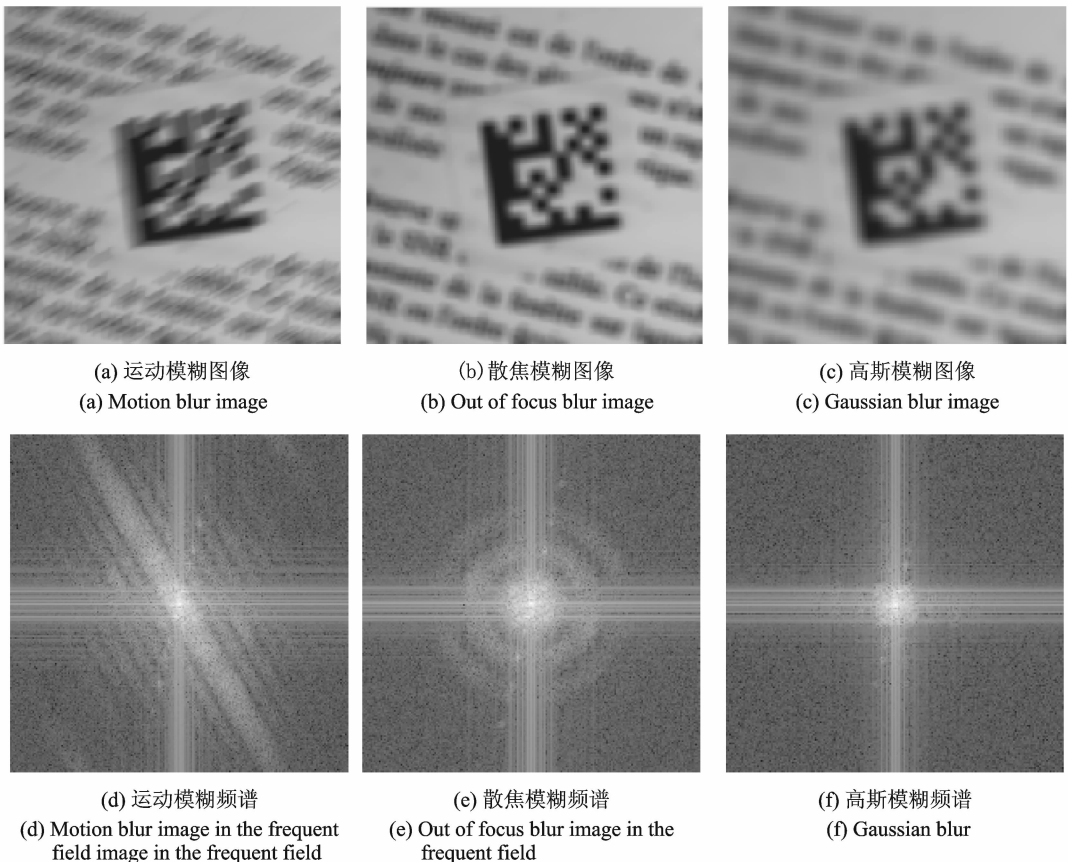


图3 3类降质的频域图像

Fig. 3 Three kinds of degraded images in frequent field

(1) 获得降质图像的频率谱。通过傅里叶变换可得到降质图像在频域内的频谱图。

(2) 频率谱图像的预处理操作。频率谱图像中,非常明显地体现出了降质图像的退化特征信息,但变换过程中损失了大量的细节边缘信息。因此,需要对频率谱图像预处理操作。

(3) 提取频率谱图像的不变特征矩。依据不变特征矩的原理,计算得到降质图像频率谱中含有退化信息特征的形状特征索引值,为后面能够准确地辨别出降质图像的退化类型。

(4) 辨别降质条码图像的退化类型。对于一个未知退化类型的降质图像,应用求出频率谱图像不变特征,并与常见退化类型特征索引做比较,确定辨别退化模糊类型。

## 2 算法实现

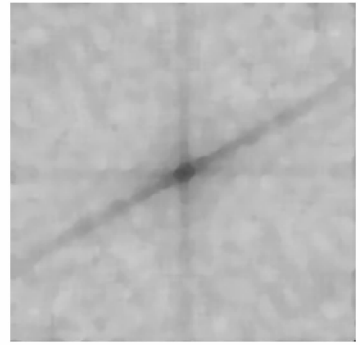
### 2.1 锐化和去噪

经过频域变换后的图像,其信息对比度比较低,边缘甚至有些模糊。为了在后面能更好地提取出形状特征,这里需要对这频率谱图像对边缘锐化处理<sup>[12]</sup>。常见的边缘检测算子有很多,如 Sobel 检测算子、Canny 边缘检测算子和 LoG 检测算子。Canny 和 LoG 算子都需要通过高斯滤波器处理,在时间复杂度上比 Sobel 算子会多一些,因此在本文中,采用 Sobel 算子对频率谱图像做边缘检测操作。在对频率谱图像昨晚边缘检测后,会出现一些噪音杂点,因此还需要再做一次中值滤波去噪的操作,最终的处理效果如图 4 所示。

### 2.2 二值化处理

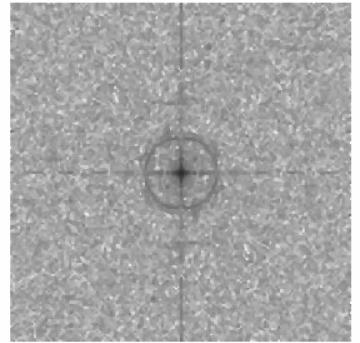
降质条码图像的频率谱经过边缘锐化和去噪处理之后,继续应用图像二值化处理技术将频率谱中的频谱特征与背景信息进行分离,凸显出目标区域的几何特性,以便后续的退化类型的形状特征提取。

为了可以在尽可能多地保留降质条码图像频率谱的退化特征信息的基础上去除冗余信,选择一个合理的阈值就显得至关重要。条码图像二值化阈值选取有很多方法,一般可分为全局阈值选择和局部阈值选择两大类,其中全局阈值选择方法主要包括双峰选择方法<sup>[12]</sup>、大津阈值分类 OSTU 方法<sup>[12]</sup>;局部阈值选择方法主要包括 Chow C K 和 Kaneko T. 方法<sup>[12]</sup>、Sauvola J. 和 Pietikainen M.



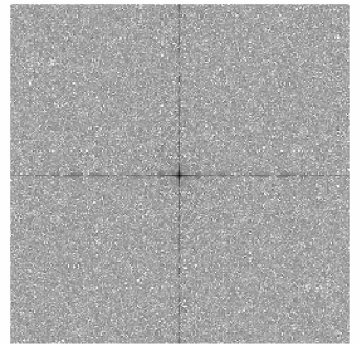
(a) 运动模糊图像频谱

(a) Motion blur image in the frequent field image in the frequent field



(b) 散焦模糊图像频谱

(b) Out of focus blur image in the frequent field



(c) 高斯模糊图像频谱

(c) Gaussian blur image in the frequent field

图 4 频率谱图像的预处理结果

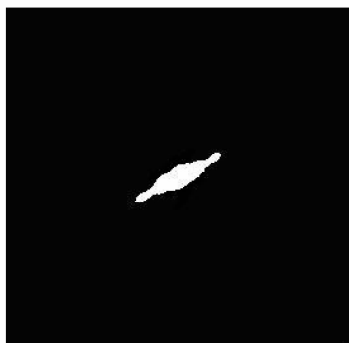
Fig. 4 Pre-processing result of image in frequent field

方法<sup>[12]</sup>。

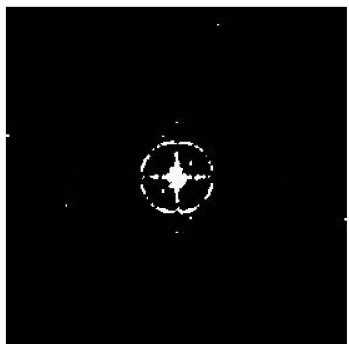
这里采用全局阈值化方法中的最大类间方差 Ostu 方法。Ostu 法实现起来相对比较容易,计算复杂度低,应用于频率谱图像二值化阈值  $T$ ,能够将频率谱像素值分成两部分,且两部分的像素方差的加权和最小。

使用大津阈值 Ostu 方法求得最佳阈值  $T$ ,在对上节中的频率谱做二值化处理,结果如图 5 所

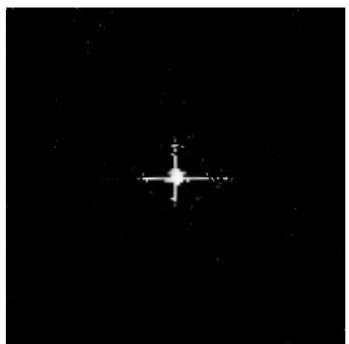
示。可以很明显地看出,经过二值化后频谱图像的主要特征得到了很好的保存。



(a) 运动模糊图像频谱  
(a) Motion blur image in the frequent field image in the frequent field



(b) 散焦模糊图像频谱  
(b) Out of focus blur image in the frequent field



(c) 高斯模糊图像频谱  
(c) Gaussian blur image in the frequent field

图 5 频率谱图像的二值化处理结果

Fig. 5 Binarization result of image in the frequent field

### 2.3 提取不变矩特征

在得到二值化的图像后,进一步抽取矩特征进行分类。正交不变矩的研究是不变矩理论发展的一个重要方向,陆续出现很多正交矩分析方法,其中性能较好的有 Zernike 矩、伪 Zernike 矩、Legendre 矩、正交 Fourier-Mellin 矩、Tchebichef 矩和

Krawtchouk 矩。这里采用盖氏矩。 $n$  阶盖氏多项式定义<sup>[13]</sup>如下

$$G_n^\alpha(x) = \sum_{k=0}^{\lfloor n/2 \rfloor} B_{n,k}^{(\alpha)} x^{n-2k} \quad (2)$$

系数矩阵  $B_{n,k}^{(\alpha)}$  为

$$B_{n,k}^{(\alpha)} = (-1)^k \frac{\Gamma(n-k+\alpha)2^{n-2k}}{k! (n-2k)! \Gamma(\alpha)} \quad (3)$$

式中: $\Gamma(\cdot)$  为伽马函数; $\lfloor \cdot \rfloor$  为下取整。盖氏多项式在是带权正交的,满足如下特性<sup>[13]</sup>

$$\int_{-1}^1 G_n^{(\alpha)}(x)G_m^{(\alpha)}(x)\omega^{(\alpha)}(x)dx = C_n(\alpha)\delta_{nm} \quad (4)$$

其中,权重函数  $\omega^{(\alpha)}(x) = (1-x^2)^{\alpha-0.5}$ ,  $\delta_{nm}$  为 Kronecker 符号,且  $\delta_{nm} = \begin{cases} 1 & n=m \\ 0 & n \neq m \end{cases}$  归一化常量为

$$C_n(\alpha) = \frac{2\pi\Gamma(n+2\alpha)}{2^{2\alpha}n! (n+\alpha)[\Gamma(\alpha)]^2} \quad (5)$$

由于正交性,可知任何在  $[-1, 1]$  上连续的函数  $f(x)$  均可在平均收敛意义下,展开成盖氏多项式级数<sup>[13]</sup>

$$f(x) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i(\alpha)G_i^\alpha(x) \quad (6)$$

其中

$$A_i(\alpha) = \frac{2^{2\alpha}(\alpha+i)! \Gamma^2(\alpha)}{2\pi\Gamma(2\alpha+i)} \int_{-1}^1 (1-x^2)^{\alpha-1/2} \times f(x)G_i^\alpha(x)dx \quad (7)$$

将其称之为盖氏矩,二维正交矩是其一维的扩展,则二维  $n+m$  阶盖氏矩的定义为<sup>[13]</sup>

$$A_{n,m} = \frac{1}{C_n(\alpha)C_m(\alpha)} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 f(x,y)G_n^{(\alpha)}(x) \times G_m^{(\alpha)}(y)\omega^{(\alpha)}(x)\omega^{(\alpha)}(y)dxdy \quad (8)$$

参考低阶矩的性质,对图像进行归一化后,采用 4 个低阶盖氏矩的非线性组合来作为图像的识别特征。进一步参照 Hu 推导的具有位移、旋转和缩放不变性的 7 个绝对不变式得到 4 个具有平移不变性、旋转不变性和伸缩不变性的矩不变量<sup>[13]</sup>用于识别的特征值:以 DataMatrix 二维码图像为实验对象,统计三种降质图像频率谱后的盖氏矩特征值并进行归一化处理。

(1) 运动退化模糊图像,模糊长度  $L$  分别为  $\{5, 10\}$ , 模糊角度  $\theta$  分别为  $\{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ , 获得 8 个不同参数的运动退化图像共 160 幅,计算 4 个不变矩特征,见表 1。

(2) 散焦退化模糊图像,模糊半径  $R$  分别为  $\{2, 8, 14, 20\}$ , 共获得 4 个不同参数的 100 幅散焦退化模糊图像,计算 4 个不变矩特征,见表 2。

表 1 运动模糊的不变矩特征

Table 1 Invariant moment feature of motion blur

运动退化	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
1	0.24	0.49	1.97	2.65
2	0.31	0.51	2.22	2.98
3	0.22	0.50	2.01	2.88
4	0.23	0.56	2.05	2.74
5	0.26	0.49	1.95	2.63
6	0.33	0.54	2.23	2.99
7	0.31	0.53	2.11	2.89
8	0.25	0.57	2.15	2.84

表 2 散焦模糊的不变矩特征

Table 2 Invariant moment feature of out of focus blur

散焦退化	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
1	0.73	2.03	2.99	5.05
2	0.69	1.89	3.31	4.76
3	0.74	1.83	3.23	4.75
4	0.72	1.91	3.12	4.46

(3) 高斯退化模糊图像, 退化模型的方差  $\sigma$  大小分别为  $\{1, 2, 3, 4\}$ , 共获得 4 个不同参数的 100 幅高斯退化模糊图像, 计算 4 个不变矩特征, 见表 3。

表 3 高斯模糊的不变矩特征

Table 3 Invariant moment feature of out of Gaussian blur

高斯退化	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
1	0.42	1.66	1.12	3.27
2	0.38	1.62	1.30	3.25
3	0.37	1.59	1.15	3.48
4	0.35	1.64	1.27	3.17

分析对比表 1~3 的数据可以得出: 同一类退化类型, 即使模糊程度相差较大, 但在对应数值上仍能很好地体现分类。依据上述的统计结果, 可以得出 3 类常见降质图像的退化特征索引的平均值, 如表 4 所示。

表 4 3 类退化图像的平均特征值

Table 4 Average feature value of three kinds of blur images

退化模糊	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
运动	0.24	0.52	2.09	2.83
散焦	0.72	1.92	3.16	4.76
高斯	0.38	1.63	1.21	3.29

以这些降质图像频率谱的退化特征索引, 作为辨别降质图像退化类型的依据。

### 3 实验和分析

实验硬件环境为 Intel i5 CPU, 软件环境为 Matlab。随机选取的一幅 DataMatrix 码图像作为实验对象, 计算机加入模糊核后再加上高斯噪声得到 3 类降质图像, 分别是运动退化模糊图像, 其中模糊尺度  $L$  是 15 个像素, 模糊方向  $\theta$  为  $45^\circ$ ; 散焦退化模糊图像, 其中散焦半径  $R$  为 6 个像素; 高斯退化模糊图像, 其中高斯方差  $\sigma$  是 4 个像素。首先, 对 3 种降质条码图像做频域变换后, 提取 4 个特征不变矩。

(1) 图 5(a) 中的 4 个特征不变矩结果为  $S = (0.21, 0.64, 2.21, 3.01)$ , 计算特征不变矩与 3 类常见降质图像频率谱的退化特征值之间的欧式距离, 得到该降质图像频率谱的退化特征不变矩与运动模糊的欧式距离在限制辨别阈值内, 因此可判定该降质图像的退化类型为运动模糊类型。

(2) 图像 (b) 中的 4 个特征不变矩结果为  $S = (0.75, 1.88, 3.15, 4.89)$ , 同样计算与 3 个退化特征值的欧式距离, 可判定该降质图像的退化类型为散焦模糊类型, 辨别正确。

(3) 图像 (c) 中的 4 个特征不变矩结果为  $S = (0.44, 1.67, 1.08, 3.54)$ , 同样计算与 3 个退化特征值的欧式距离, 可判定该降质图像的退化类型为高斯模糊类型, 辨别正确。

此处采用 100 幅运动模糊图像、100 幅散焦模糊图像和 100 幅高斯模糊图像进行自适应退化类型的辨别测试和验证。实验结果结果如表 5 所示。

表 5 退化类型识别结果

Table 5 Recognition result of degraded type

退化类型	退化类型正确辨别率/%
运动	94
散焦	98
高斯	100

由表 5 可以得出, 自适应退化类型辨别算法准确地辨别出大部分降质图像的退化类型, 识别达到 90% 以上。因此, 本算法具有良好的性能。

### 4 结束语

本文针对条码识别中的常见 3 类模糊函数, 给出了一个基于矩特征的辨识方法, 经过锐化和去噪的预处理后, 对图像进行二值化, 并提取盖氏矩作为识别的特征。最终实验表明本文设计的算法具备很好的性能, 能有效地辨识出模糊类型, 为下一

步反模糊处理打下了很好的基础。

#### 参考文献:

- [1] Yang H, Alex C, Jiang X. Barization of low-quality barcode images captured by mobile phones using local window of adaptive location and size[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 21(1): 418-425.
- [2] 刘宁钟, 杨静宇. 三维条码的编码理论和设计[J]. *计算机学报*, 2007, 30(4): 686-692.  
Liu Ningzhong, Yang Jingyu. Encoding theory and design of three-dimensional bar code [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(4): 686-692.
- [3] 刘宁钟, 苏军, 孙涵. 工业控制环境中 QR Code 的检测和识别算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(10): 2459-2463.  
Liu Ningzhong, Su Jun, Sun Han. QR code detection and recognition algorithm for industrial control[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(10): 2459-2463.
- [4] Joseph E, Pavlidis T. Bar code waveform recognition using peak locations[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(6): 630-640.
- [5] Turin W, Boie R A. Bar code recovery via the EM algorithm[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1998, 46(2): 354-363.
- [6] Selim Esedoglu. Blind deconvolution of bar code signals[J]. *Inverse Problems*, 2004, 20(1): 121-135.
- [7] Kresic-Juric S. Edge detection in bar code signals corrupted by integrated time-varying speckle [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(12): 2483-2493.
- [8] Marom E, Bergstein L, Kresic-Juric S. Analysis of speckle noise in bar-code scanning systems[J]. *Optics and Image Science*, 2001, 18(4): 888-901.
- [9] Kresic-Juric S, Madej D, Santosa F. Applications of hidden Markov models in bar code decoding[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(14): 1665-1672.
- [10] Liu Ningzhong, Sun Han. Recognition of the stacked two-dimensional bar code based on iterative deconvolution[J]. *The Imaging Science Journal*, 2010, 58(2): 81-88.
- [11] Liu Ningzhong, Sun Han. Two-dimensional bar code out-of-focus deblurring via the increment constrained least squares filter[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(2): 124-130.
- [12] Gonzalez R C, Woods R E. *Digital image processing [M]*. Prentice-Hall: Englewood Cliffs, 2002.
- [13] Halid K, Hosny M. Image representation using accurate orthogonal Gegenbauer moments[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(1): 795-804.

**作者简介:**刘宁钟(1975-),男,教授,研究方向:数字图像处理, E-mail: liunz@163.com; 叶超(1985-),男,硕士研究生,研究方向:数字图像处理; 苏军(1984-),男,硕士研究生,研究方向:图像复原。

