

文章编号 1004-924X(2009)11-2849-08

含噪声模糊图像的点扩展函数参数辨识

许元男, 赵 远, 刘丽萍, 孙秀冬

(哈尔滨工业大学 物理系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:针对图像的运动模糊和散焦模糊,提出了一种基于双谱对含有噪声的模糊图像的点扩展函数参数进行辨识的方法。首先计算出一幅标准测试图像经模糊后的双谱,然后通过曲线拟合得出双谱中的统计特性与模糊尺度之间的函数关系,由此训练出的BP神经网络即可完成对其它含有噪声的模糊图像的点扩展函数的参数辨识。实验结果表明,本方法适用于含有噪声的在一定模糊参数范围内的散焦模糊和运动模糊图像,在信噪比为25 dB的情况下,辨别出模糊尺度的偏差不超过0.5 pixel。

关键词:点扩展函数;有噪图像;双谱;曲线拟合;BP神经网络

中图分类号:TN391.4 **文献标识码:**A

Parameter identification of point spread function in noisy and blur images

XU Yuan-nan, ZHAO Yuan, LIU Li-ping, SUN Xiu-dong

(Department of Physics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In consideration of the motion blur and defocus blur of images, a robust bispectrum-based method is proposed to estimate the blurred parameters in noisy images. Firstly, the bispectrum of a blurred standard test image is calculated. Then, the curve fitting is used to obtain the functional relationship between the statistical characteristics in bispectrum and the degraded parameters. Finally, the BP neural network trained by the above mentioned functional relations can identify the parameters in point spread function in other noisy images. The experimental results show that the proposed method is effective for defocus and motion images in certain ranges. When SNR is 25 dB, the obtained tolerance of blurred parameters is less than 0.5 pixel.

Key words: point spread function (PSF); noisy image; bispectrum; curve fitting; BP neural network

1 引言

图像复原就是从被点扩展函数模糊和噪声污染的退化图像中恢复出真实的场景。国内外学者

对图像复原问题进行了大量的研究,提出了许多复原方法,如维纳滤波、约束最小二乘法和基于Hopfield神经网络的复原方法等,这些方法都要求已知点扩展函数的类型和参数。在实际应用场合,往往没有太多点扩展函数的先验知识,只能先

收稿日期:2008-11-04;修订日期:2008-12-05.

基金项目:国防预研基金资助项目(No. 9140A01040307HT0125)

由获得的图像对点扩展函数的类型和参数进行辨识,然后进行图像复原^[1-2]。

在成像过程中,运动模糊和散焦模糊是两种比较常见的图像模糊类型。这两种模糊类型在频域上的特征差别明显,实现模糊类型的自动判别相对容易^[3]。而模糊函数中参数辨识却比较困难,尽管在不考虑噪声的情况下,有多种方法可以完成模糊函数的参数辨识;但当噪声存在时,很多方法的参数辨识结果与实际参数偏差很大^[4-6],从而导致后期图像复原几乎失效。针对这一困难,文献[7]提出了剩余谱匹配方法,文献[8]中提出了误差参数分析法,但是前者要求有原始图像谱、噪声方差等先验知识,这往往难以获得,后者需要反复迭代从而搜索出最小误差对应参数,实时性较差。本文提出了一种基于双谱对含有噪声的模糊图像点扩展函数参数识别的方法,具有较好的鲁棒性和实时性。

2 两种模糊模型及其频域特征

图像退化模型一般表示为:

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

式中, g 为观测到的退化图像, h 为模糊函数,即点扩展函数(PSF), f 为真实图像, n 为加性噪声, $*$ 为卷积运算。对式(1)做傅立叶变换,可得

$$G(\omega_1, \omega_2) = H(\omega_1, \omega_2)F(\omega_1, \omega_2) + N(\omega_1, \omega_2). \quad (2)$$

2.1 运动模糊

被拍摄景物与成像系统存在相对运动会造成成像的运动模糊。运动模糊中方向鉴别的方法已比较成熟^[9],这里不再介绍。当运动模糊的方向鉴别完毕后,通常将图像旋转相应角度使运动方向变为水平,然后再求运动模糊的长度。为描述方便,假定运动模糊方向是水平的,运动模糊的点扩展函数为

$$h_{\text{motion}}(x, y) \Big|_{y=0} = \begin{cases} 1/d & -d/2 \leq x \leq d/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

式中, d 是运动模糊的尺度。在频域上, $h_{\text{motion}}(x, y)$ 经傅立叶变换后的形式为

$$H_{\text{motion}}(\omega_1) = \frac{2 \sin(\omega_1 d \pi / 2)}{\omega_1 d \pi}. \quad (4)$$

这表明在运动方向上为 SINC 函数,具有带状调

制的外观。

2.2 散焦模糊

光学系统散焦会造成成像的散焦模糊。散焦模糊的点扩展函数为

$$h_{\text{defocus}}(x, y) = \begin{cases} 1/\pi r^2 & x^2 + y^2 \leq r^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式中, r 是散焦斑半径。在频域上, $h_{\text{defocus}}(m, n)$ 经傅立叶变换后的形式为

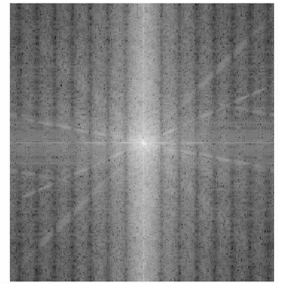
$$H_{\text{defocus}}(\omega_1, \omega_2) = 2\pi r \frac{J_1(r\sqrt{\omega_1^2 + \omega_2^2})}{\sqrt{\omega_1^2 + \omega_2^2}}, \quad (6)$$

式中, $J_1(\cdot)$ 表示一阶第一类 Bessel 函数。 $H_{\text{defocus}}(\omega_1, \omega_2)$ 是圆中心对称的。

一般为了更好地观测退化图像的傅立叶分量,通常再做一次对数变换, $\log |G(\omega_1, \omega_2)|$ 。图 1 为经运动模糊和散焦模糊的退化图像及其对数化的傅立叶频谱图。



(a) 经水平方向上运动模糊的 cameraman 图像, $d=10$ pixels



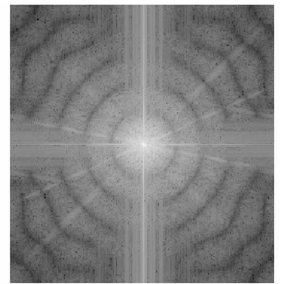
(b) (a) 的频谱图

(a) Cameraman image degraded by horizontal motion blur using $d=10$ pixels

(b) Frequency response of (a)



(c) 经散焦模糊的 cameraman 图像, $r=5$ pixels



(d) (c) 的频谱图

(c) Cameraman image degraded by defocus blur using $r=5$ pixels

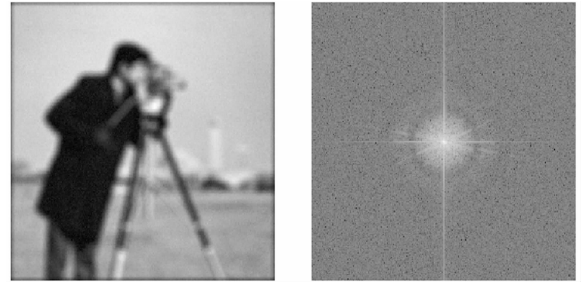
(d) Frequency response of (c)

图 1 运动模糊与散焦模糊图像及频谱

Fig. 1 Motion blur, defocus blur images and their frequency responses

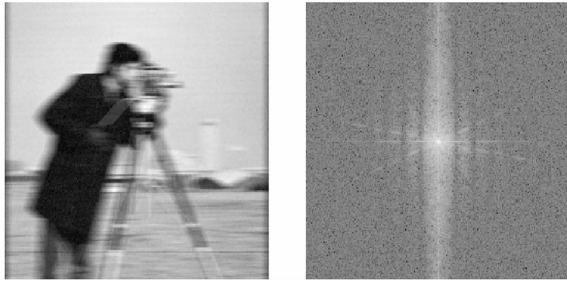
3 含噪模糊图像的参数辨识

在不存在噪声的情况下,运动模糊频谱图中的中央条带宽度和散焦模糊频谱图中的第一过零点的轨迹所形成的圆的半径,分别与各自模糊函数的参数间存在函数关系^[8]。随着图像信噪比的降低,从傅立叶频谱中对这两种尺度的判别的难度增大,如图 2 所示,从而导致模糊函数的参数判别结果产生较大偏差。为此针对含有噪声图像,我们提出一种基于双谱的方法进行模糊函数的辨识。



(c) 经散焦模糊的 cameraman 图像 (SNR=30 dB), $r=5$ pixels
 (d) (c) 的频谱图
 (c) Cameraman image (SNR=30dB) degraded by defocus blur using $r=5$ pixels
 (d) Frequency response of (c)

图 2 含有噪声的运动模糊与散焦模糊图像及频谱
 Fig. 2 Motion blur, defocus blur images with noises and their frequency responses



(a) 经水平方向上运动模糊的 cameraman 图像 (SNR=30 dB), $d=10$ pixels
 (b) (a) 的频谱图
 (a) Cameraman image (SNR=30 dB) degraded by horizontal motion blur using $d=10$ pixels
 (b) Frequency response of (a)

3.1 运动模糊的参数辨识

信号的自谱(自功率谱密度)定义为自相关函数的傅里叶变换,而高阶谱则定义为高阶积累量的傅里叶变换,高阶谱又称为多谱,其中常用的是三阶谱即双谱,双谱是高阶谱中阶数最低、计算量最小、计算效率最高的一种谱,广泛应用于消除叠加在高斯信号上的高斯噪声的诸多领域。但是图像信号往往并不服从高斯分布。本文提出的方法避免双谱中图像信号需为高斯信号的局限性。

对于某个信号序列,双谱的表达式为

$$B_i(k, l; 0, 0) = G_i(k, l)G_i(0, 0)G_i^*(k, l) = |G_i(k, l)|^2 G_i(0, 0) \quad (7)$$

对于运动模糊,可以按运动模糊方向,将图像的每一行认为是一个独立的序列,并计算该序列的双谱。

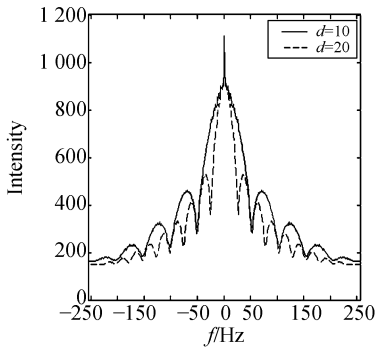
$$B_i(k, 0; 0, 0) = |G_i(k, 0)|^2 G_i(0, 0) = |H(k, 0)F_i(k, 0) + N_i(k, 0)|^2 (H(0, 0)F_i(0, 0) + N_i(0, 0)) = |H(k, 0)F_i(k, 0)|^2 H(0, 0)F_i(0, 0) + \dots + |N_i(k, 0)|^2 N_i(0, 0) \quad (8)$$

式中, G_i 、 F_i 、 N_i 分别为退化图像序列、原始图像序列、和添加到图像序列上的噪声序列的傅立叶变换。由上式可以看出,除了第一项 $|H(k, 0)F_i(k, 0)|^2 H(0, 0)F_i(0, 0)$ 外,其它各项都与噪声有

关,由于噪声一般都认为零均值的高斯噪声,所以其它各项的平均值理论上都为零,所以图像的双谱,即子序列双谱的均值为

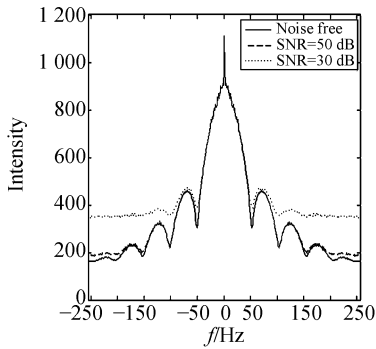
$$B(k, 0; 0, 0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_i(k, 0; 0, 0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |H(k, 0)F_i(k, 0)|^2 H(0, 0)F_i(0, 0) \quad (9)$$

由上式可以看出,双谱同样会有类似点扩展函数频响 H 带状调制的外观,与 SINC 函数的结构类似,例如,将大小为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的图像分割成 $1 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的子序列,则双谱如



(a) 不同运动模糊尺度下的双谱

(a) Bispectrum with different motion blur parameters



(b) 不同信噪比下的双谱 ($d=10 \text{ pixel}$)

(b) Bispectrum with different noise levels ($d=10 \text{ pixel}$)

图 3 不同尺度和 SNR 下运动模糊的双谱

Fig. 3 Motion blur bispectra with different parameters and SNRs

图 3 所示。理论上,双谱的中央主峰的宽度不受图像和噪声的影响,但实际中噪声还是会对中央主峰的宽度鉴别造成影响,在实验中发现,如果将此鉴别结果代入无噪声情况下的运动模糊尺度的计算公式^[8],容易产生较大误差。我们这里采用统计的办法,对不同信噪比的模糊图像,统计得到该模糊尺度下中央主峰的宽度。从图 3(a)可以看出,运动模糊尺度 d 与双谱中央主峰宽度 W_m 两者存在反比关系

$$d \propto \frac{1}{W_m}. \quad (10)$$

接下来我们需要寻找(10)式中 $d=f(W_m)$ 的函数映射关系。由于受图像大小等因素的影响,不同

的运动模糊尺度 d 可能会得到相同的中央主峰的宽度。为得到一一映射的 $d=f(W_m)$ 的函数,首先我们在不同噪声情况下,采用不同尺度的运动模糊对一幅标准测试图像进行模糊,并计算其退化图像的双谱,得到双谱的中央主峰的宽度,建立两者数据集合的映射 $d \rightarrow W_m$,最后通过多项式拟合可以得到一一映射 $W_m=f(d)$ 的函数。

根据逼近论中第一基本定理(Weierstrass 第一定理)^[10],对于数据映射集合,总存在着一个最佳的多项式使得其误差最小,所以这里选取多项式拟合。而且为得到非周期函数的结构性质与函数多项式逼近阶之间的联系,一般先通过变数代数法把被逼近的函数转变成三角函数,然后用三角多项式进行逼近^[10]。所以,为达到最优的曲线拟合效果,如果的取值范围为 $[a, b]$,依据下式选择模糊长度

$$x_i = \frac{1}{2} \left[(b-a) \times \cos\left(\frac{\pi i}{n+1}\right) + (b+a) \right] \\ i=0, 1, 2, \dots, n, \quad (11)$$

从拟合出的多项式中中间隔选取点,构成数据集合的映射 $W_m \rightarrow d$,考虑到算法的精度和有噪声图像中参数辨识的鲁棒性,这里将建立单个输入节点输出为 W_m ,隐层设为 8 个节点,单个输出节点输出为 d 的 BP 神经网络,如图 4 所示,训练中均方误差(MSE)限设为 0.000 1,学习规则为 δ 规则。将数据集合的映射 $W_m \rightarrow d$ 作为训练样本对 BP 神经网络加以训练。为了防止神经网络训练中可能出现的“过适配”问题,即对于训练集的样本其误差可以较小,但对训练集以外的新样本数据其误差很大,提高对新样本的泛化能力,在样本训练中将采用 Bayes 归一化的方法^[11]。

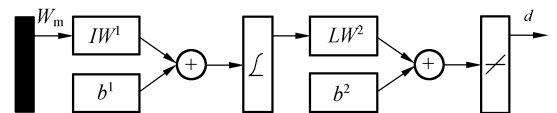


图 4 BP 神经网络示意图

Fig. 4 BP neural network schematic

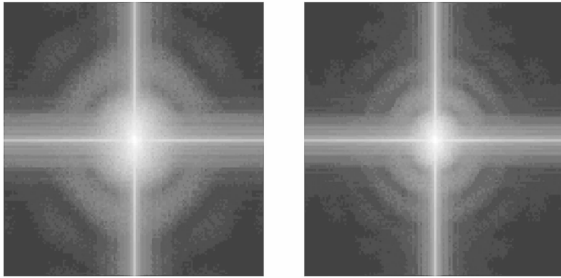
3.2 散焦模糊的参数辨识

对于散焦模糊,则将图像分成若干块,将图像的每一块认为是一个独立的序列,并计算该序列的双谱,该双谱的平均值为

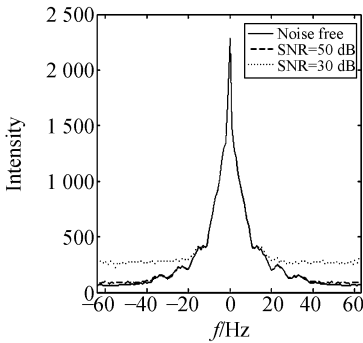
$$B(k,l;0,0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |H(k,l)F_i(k,l)|^2 \quad r \propto \frac{1}{W_d} \tag{13}$$

$$H(0,0)F_i(0,0) \tag{12}$$

由式(12)可以看出,双谱同样会有类似散焦点扩展函数频响 H 圆中心对称的外观,而且双谱中的中央圆的半径与散焦模糊的尺度成反比关系,将大小为 512 pixel×512 pixel 的图像分割成 128 pixel×128 pixel 的子块,则双谱如图 5(a)和图 5(b)所示。



(a) $r=5$ pixel 的双谱 (b) $r=10$ pixel 的双谱
(a) Bispectrum of $r=5$ pixel (b) Bispectrum of $r=10$ pixel



(c) 不同信噪比下双谱对角线的平均值($r=5$ pixel)
(c) Diagonal meanvalue of bispectrum with different noise levels($r=5$ pixel)

图 5 不同尺度散焦模糊下的双谱和不同 SNR 下的对角线平均值

Fig. 5 Bispectra with different parameters and diagonal meanvalue with different SNR values

中央圆的半径为 r' 的鉴别可以采用 Hough 变换检测圆的办法,将出现概率最大的半径值作为 r' 。这里我们采用一种简便的方法,将双谱中两条对角线进行叠加后平均,同样统计得到该模糊尺度下中央主峰的宽度,如图 5(c)所示。散焦模糊半径 r 与图 5(c)中的中央主峰宽度 W_d 两者存在反比关系

接下来寻找式(13)中 $r=f(W_d)$ 的函数映射关系的步骤与运动模糊一致。

4 实 验

图 6(a)是标准图像库的图像(有两种图像分辨率 256 pixel×256 pixel,512 pixel×512 pixel),分别对这两种分辨率下的图像在水平方向上进行不同尺度的运动模糊,模糊尺度范围为[5, 50]。其中,512 pixel×512 pixel 图像通过本文的算法中的多项式拟合得到 $W_m=f(d)$ 的函数为

$$W_m = -6.6681 \times 10^{-11} d^9 - 1.7639 \times 10^{-8} d^8 - 2.0240 \times 10^{-6} d^7 + 1.3201 \times 10^{-4} d^6 - 0.0054 d^5 + 0.1429 d^4 - 2.4744 d^3 + 27.4335 d^2 - 184.9973 d - 681.1804 \tag{14}$$

其拟合结果如图 6(b)所示,神经网络的训练结果如图 6(c)所示。256 pixel×256 pixel 的图像与此类似。

为验证本文算法的有效性,在不同运动模糊尺度和噪声强度的情况下,对标准图像库里其它图像进行了大量的测试。测试结果表明,在图像信噪比降低至 25 dB 的情况下,本方法仍然具有较强的鲁棒性。对 256 pixel×256 pixel 图像,模糊尺度为 5~21 pixel 的鉴别结果最为准确,偏差不超过 0.5 pixel,对 512 pixel×512 pixel 图像,模糊尺度为 5~26 pixel 的鉴别结果最为准确,偏差不超过 0.4 pixel。图 6(b)为其中一幅测试图像,对 512 pixel×512 pixel 图像的参数鉴别结果分别如图 7(b)所示。

对两种分辨率下图 6(a)中的图像上进行不同尺度的散焦模糊,模糊尺度范围为[1,15]。为使双谱对噪声不敏感,子块数目不能太少,这里将图像可以分为 16 块,即 256 pixel×256 pixel 图像分为 64 pixel×64 pixel 的子块,512 pixel×512 pixel 图像分为 128 pixel×128 pixel 的子块。其中,512 pixel×512 pixel 图像通过本文算法中的多项式拟合得到 $W_d=f(r)$ 的函数为



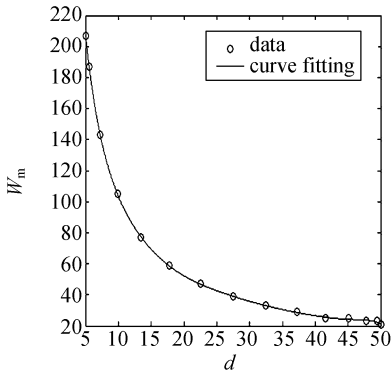
(a) 标准测试图像

(a) Standard test image



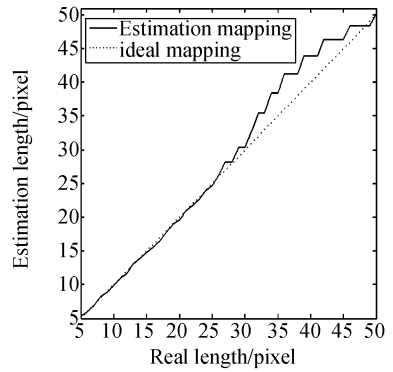
(a) 标准测试图像

(a) Standard test image



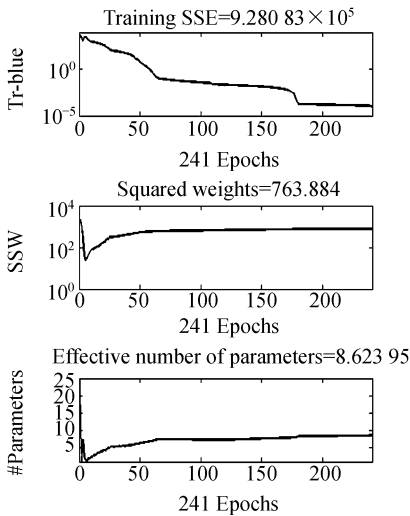
(b) 曲线拟合

(b) Curve fitting result



(b) 512 pixel×512 pixel 图像模糊尺度鉴别结果

(b) Length estimation result of image in 512 pixel×512 pixel



(c) 神经网络训练结果

(c) Neural network trained results

图 6 运动模糊的神经网络训练

Fig. 6 Neural network training of motion blur

$$W_d = -4.973\ 6 \times 10^{-5} r^6 + 0.002\ 4 r^5 - 0.044\ 4 r^4 + 0.371\ 9 r^3 - 1.094\ 6 r^2 - 3.605\ 7 r - 38.364\ 1 .$$

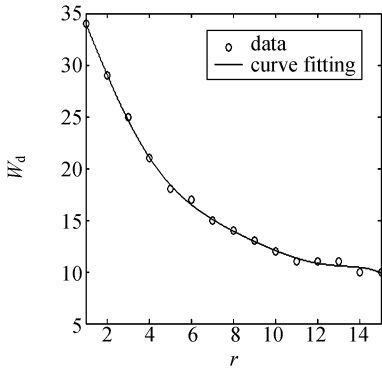
(15)

图 7 运动模糊尺度鉴别结果

Fig. 7 Estimation results of motion blur lengths

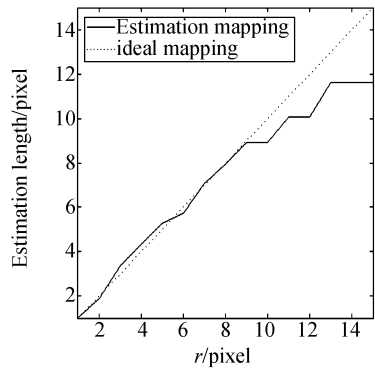
其拟合结果如图 8(a)所示,神经网络的训练结果如图 8(b)所示。

测试结果表明,在图像信噪比降低至 25 dB 的情况下,本方法仍然具有较强的鲁棒性。对 256 pixel×256 pixel 图像,模糊半径为 1~4 pixel 的鉴别结果最为准确,偏差不超过 0.5 pixel;对 512 pixel×512 pixel 图像,模糊半径为 1~9 pixel 的鉴别结果最为准确,偏差不超过 0.5 pixel。分辨率为 512 pixel×512 pixel 图 7(a)中图像的参数鉴别结果如图 8(c)所示。



(a) 曲线拟合

(a) Curve fitting result

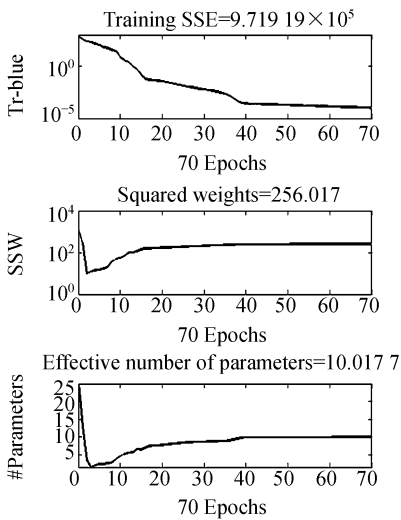


(c) 512 pixel×512 pixel 图像模糊尺度鉴别结果

(c) Length estimation result of image in 512 pixel×512 pixel

图 8 散焦模糊尺度鉴别结果

Fig. 8 Estimation results of defocus blur lengths



(b) 神经网络训练结果

(b) Neural network trained results

5 结 论

针对运动模糊和散焦模糊,本文提出了一种对含有噪声的模糊图像的点扩展函数参数识别的方法。为避免噪声对参数辨识的影响,首先计算出一幅标准测试图像经模糊后的双谱图,之后通过曲线拟合得出双谱的统计特性与模糊尺度之间的函数关系,由此最后训练出的 BP 神经网络可以完成对其它含有噪声的模糊图像的点扩展函数的参数辨识。实验结果证明了本方法的有效性,并给出不同分辨率图像的适用范围,具有较好的鲁棒性和计算上的简便性。

参考文献:

[1] 何小海,张菊,陶青川,等. 基于各向异性 Markov 随机场的三维显微图像复原[J]. 光学精密工程, 2008,16(4):733-739.
HE X H, ZHANG J, TAO Q CH, et al.. 3-D microscopical image restoration based on anisotropic Markov random field in wavelet domain[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 733-739. (in Chinese)

[2] 李仕,张葆,孙辉. 航空光电成像模糊的实时恢复[J]. 光学精密工程, 2007,15(8):1287-1292.
LI SH, ZHANG B, SUN H. Real-time restoration for motion blurred in aerial E-O imaging system[J].

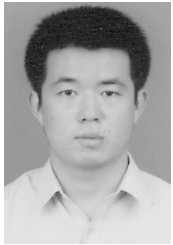
Opt. Precision Eng., 2007,15(8):1287-1292. (in Chinese)

[3] 尹兵,王延斌,刘威. 用神经网络鉴别退化图像的模糊类型[J]. 光学技术, 2006,32(1):138-140.
YIN B, WANG Y B, LIU W. Blur identification of the degraded images by neural network[J]. *Optical Technique*, 2006,32(1):138-140. (in Chinese)

[4] 周曲,颜国正,王文兴. 相关系数分析在模糊图像参数识别中的应用[J]. 光学精密工程, 2007,15(6):988-995.
ZHOU Q, YAN G ZH, WAN G W. Application of correlation analysis to parameter recognition for blur image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(6):988-995. (in Chinese)

- [5] MAYNTZ C, AACH T, KUNZ D. Blur identification using a spectral inertial tensor and spectral zeros[C]. *IEEE Proceedings of the 1999 International Conference on Image Processing*, 1999, 2: 885-889.
- [6] REKLEITIS I M. Optical flow recognition from the power spectrum of a single blurred image[C]. *IEEE Proceedings of the 1996 International Conference on Image Processing*, 1996, 3: 791-794.
- [7] SAVAKIS A E, TRUSSEL H J. Blur identification by residual spectral matching [J]. *IEEE Trans. Image Proc.*, 1993, 2: 141-151.
- [8] 邹谋炎. 反卷积与信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
ZOU M Y. *Deconvolution and Signal Convey*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2001. (in Chinese)
- [9] YITZHAKY Y, KOPEIKA N S. Identification of blur parameters from motion blurred images [J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1997, 59 (5): 310-320.
- [10] 王仁宏. 数值逼近[M]. 北京: 高等教育出版社, 1999.
WANG R H. *Digital Approximation* [M]. Beijing: Higher Education Press, 1999. (in Chinese)
- [11] FORESEE F D, HAGAN M T. Gauss-Newton approximation to Bayesian regularization [C]. *Proceedings of the 1997 International Joint Conference on Neural Networks*, 1997: 1930-1935.

作者简介:



许元男(1983—),男,河南孟津人,博士生,2005年于吉林大学获得学士学位,主要从事激光雷达及成像目标识别的研究。E-mail: xuyuannan@126.com



赵远(1963—),男,辽宁沈阳人,教授,博士生导师,1985年于清华大学获得学士学位,1992年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要从事激光雷达及光电探测的研究。E-mail: zhaoyuan@hit.edu.cn



刘丽萍(1963—),女,黑龙江齐齐哈尔人,副教授,硕士生导师,1984年于东北师范大学获得学士学位,2003年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要从事激光雷达及光学系统设计的研究。E-mail: hit_liuliping@yahoo.com.cn

导师简介:



孙秀冬(1963—),女,黑龙江东宁人,教授,博士生导师,1984年于北京大学获得学士学位,1995年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要从事非线性光学和光学信息处理等基础研究及高密度光学全息储存和激光雷达等应用研究。E-mail: xdsun@hit.edu.cn