

基于 Bottom-hat 频谱方法的运动模糊参数估计方法

方 正¹ 曹铁勇¹ 付铁连²

(陆军工程大学指挥信息系统学院 南京 210007)¹ (装备发展部信息系统局 北京 100034)²

摘 要 运动模糊是由于物体与成像系统间的相对运动而形成的,匀速直线模糊图像的复原需要得到精确的模糊参数。根据理论,匀速直线运动模糊的模糊参数与频谱中的零点有关,其频谱暗线数目与模糊尺度有关,且频谱暗线与角度垂直。在检测频谱暗线时,由于受到图像结构或者噪声影响,难以准确定位频谱暗线;同时,图像长宽比的不同也会影响频谱结构。针对以上问题,文中利用形态学中的 Bottom-hat 操作对模糊图像频谱进行处理,并对处理后的频谱采用霍夫变换得到模糊角度,再利用模糊角度和中心零点距离得出模糊尺度。实验结果表明,该方法检测模糊尺度的误差小于 0.25 个像素,角度小于 0.6°,且拥有较好的稳定性,可以正确检测不同尺度和内容模糊图像的模糊参数。

关键词 运动模糊,傅里叶频谱,底帽变换,模糊尺度,模糊角度,霍夫变换

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.007

Motion Blur Parameters Estimation Based on Bottom-hat Using Spectrum

FANG Zheng¹ CAO Tie-yong¹ FU Tie-lian²

(Institute of Command Information System, Army Engineering University, Nanjing 210007, China)¹

(Equipment Development Department Information Systems Board, Beijing 100034, China)²

Abstract Motion blur is caused by the relative motion between object and imaging system, and precise motion blur parameters are needed when the uniform linear motion-blurred image is recovered. It can be proved that the motion blur parameters are relative to the zero points of Fourier spectrum. The number of dark lines is related to the fuzzy scale, and the spectrum dark lines are perpendicular to the angle. In the detection of the dark lines of spectrum, due to the image structure or noise, it is difficult to accurately locate the spectral dark lines, and the spectral structure will be affected by image's aspect ratio. To deal with these problems, this paper proposed a way named bottom-hat which are used in morphology and processed it in the blur image spectrum, and then used the Hough transform to find the blurred angles. Blurred angles and the distance between two mid zero points were used to find the blurred length. Experimental results show that the errors of blurred length detected by the proposed method are lower than 0.25 pixels, and the errors of the angle are lower than 0.6°. The proposed method is very robust for it can estimate the blur parameters of blurred images in different scales and contents.

Keywords Motion blur, Fourier spectrum, Bottom-hat transform, Blur length, Blur angle, Hough transform

1 引言

运动模糊是由物体与成像系统间的相对运动导致的,广泛存在于航天、军事侦查、宇宙探测、行车拍摄以及日常拍摄中。运动模糊不仅在视觉上影响了图像的观感,也给进一步的图像信息处理带来了严重的影响。当前对匀速直线运动模糊图像进行复原的原理已趋于成熟,常见的方法有两种:1)在模糊参数未知的情况下复原,称为图像盲复原^[1];2)需要预先找出模糊参数,然后再用逆滤波和维纳滤波等方式恢复原图像,称为非盲图像复原。其中,非盲图像的复原效果相对较好,但其对运动参数的准确性的要求较高。本文主要研究了

如何提高检测模糊参数准确性的问题。

2 相关工作

匀速直线运动模糊参数包括运动角度和运动长度。当前,模糊参数的检测可分为基于空域、基于变换域和混合检测 3 种方式。

典型的空域检测方法大多基于相关性进行。Hu 等^[2]提出利用梯度自相关检测模糊参数;郭永彩等^[3]使用差分自相关的方法来检测模糊图像的尺度参数;孙辉等^[4]使用相位相关的方法来估计模糊尺度;等等。基于相关性的方法依赖于图像内容,且不适用于大尺度运动模糊。

收稿日期:2017-10-24 返修日期:2017-12-26 本文受国家自然科学基金(61471394,61402519),江苏省自然科学基金(BK20140071, BK20140074),陕西省自然科学基金(2017JQ6033)资助。

方正(1994—),男,硕士生,主要研究领域为图像视频信号处理、图像显著性检测,E-mail:542050417@qq.com;曹铁勇(1971—),男,博士,教授,主要研究领域为语音信号处理、图像视频信号处理,E-mail:cty_ice@sina.com(通信作者);付铁连(1979—),男,硕士,工程师,主要研究领域为信息与信号处理,E-mail:171175535@qq.com。

基于变换域检测的方法中,倪时金等^[5]用模糊图像频谱估计出模糊角度;陈至坤等^[6]通过对频谱进行 Randon 变换得到了模糊参数,并提出了逐行恢复的方法;贤光等^[7]同样通过对频谱的 Randon 变换来检测参数;Lokhande 等^[8]利用了对数谱来估计模糊参数。利用频谱估计模糊参数,同样也受频谱结构的影响,且在有噪声的条件下精度会降低。

近年来,许多研究者提出了基于图像倒谱检测模糊参数的方法。石明珠等^[9-10]先后发表了两篇利用倒谱估计参数的文章;Deshpande 等^[11]提出一种改进的倒谱域方法,结合位平面切片方法来估计均匀运动模糊参数;李海森等^[12]在基于倒谱的基础上,提出利用主成分分析的方法来得到运动模糊角度,然后中同样通过频谱来估计模糊尺度。倒谱技术能够克服自相关函数对图像内容的依赖性,有助于提高原信号的分离和识别的准确度,但是对大图像以及大尺度模糊的效果仍然不佳。

随着近年来深度学习的兴起,也有人用机器学习的方法来检测运动模糊参数。Yan 等^[13]使用了 DNN 和 GRNN 来估计模糊参数;Dash 等^[14]首先利用 Garbor 滤波器在频谱上估计模糊角度,然后用 RFBNN 来估计模糊长度。机器学习方法的主要问题在于其训练样本的获取以及特征选取。

本文主要利用模糊图像的傅里叶频谱特性对其傅里叶频谱进行分析。由于直接对模糊图像的傅里叶频谱进行处理时,其谷值的选择容易受到噪声或者图像结构的影响,不能精确找出谷值位置,因此对其进行数学形态学上的 Bottom-hat 操作,以优化其频谱结构,突出模糊零点的位置;利用 Hough 变换得到模糊方向,得到角度后再测量两中心零点的距离,通过模糊角度和中心零点距离可以计算出垂直和水平模糊距离,最后使用勾股定理得出模糊尺度。

3 运动模糊模型

运动模糊图像退化模型^[15]如图 1 所示。

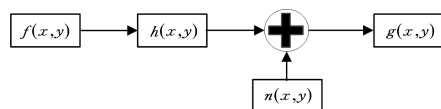


图 1 运动模糊退化模型

Fig. 1 Motion blur degradation model

忽略噪声影响时,可得模糊图像为:

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y) \tag{1}$$

其中, $f(x,y)$ ^[16]是清晰图像, $h(x,y)$ 是点扩散函数, $g(x,y)$ 是得到的模糊图像。假设在快门时间内,物体沿 X 轴的 θ 方向运动了 a 个像素,则其点扩散函数 $h(x,y)$ 为:

$$h(x,y) = \begin{cases} 0, & y \neq x \tan \theta, -\infty < x < +\infty \\ 1/a, & y = x \tan \theta, 0 \leq x \leq a \cos \theta \end{cases} \tag{2}$$

式(2)即为匀速直线运动模糊退化系统的点扩散函数。因此,只要知道了模糊尺度和模糊角度,点扩散函数就确定了。

将模型变换到频率域,则式(1)变为:

$$G(u,v) = F(u,v) \times H(u,v) \tag{3}$$

其中, $G(u,v)$, $F(u,v)$, $H(u,v)$ 代表模糊图像、清晰图像以及点扩散函数的二维离散傅里叶变换。假设物体沿水平方向运动,且在快门时间内运动了 a 个像素,则点扩散函数的傅里叶变换如下:

$$H(u,v) = \iint h(x,y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy = \int_0^{a-1} \frac{1}{a} e^{-j2\pi ux} dx = \text{sinc}(\pi ul) \tag{4}$$

由式(4)可知,匀速直线运动模糊图像的点扩散函数的傅里叶变换为 sinc 函数,在运动方向上存在周期性的零点,对应的零点位置为 $1/a, 2/a, 3/a, \dots$ 。因此,可以通过检测模糊图像的频谱中的暗线来得到点扩散函数的角度和长度。水平运动时,频谱中暗线的条数即为模糊尺度。

4 检测运动模糊参数

在利用频谱检测运动模糊参数时,一般的步骤是先画出模糊图像频谱,然后检测出频谱中暗线的角度以及数量。如图 2(a)所示的频谱暗线是与运动方向相垂直的一系列平行线,Hough 变换和 Randon 变换在运动模糊参数频谱检测中都是经常用到的,可以用来检测直线以及倾斜角度,因此可以用来检测暗线。文献[4-6]都用 Randon 变换对频谱进行操作,以获取模糊参数。本文选取了 Hough 变换检测直线,但是无论采用何种方法,频谱图的二值化都是不能避免的,若在二值化时选取了不当的阈值,则会导致引入噪声或者丢失暗线信息。针对这个问题,本文提出了首先利用 Bottom-hat 算子对频谱进行处理,然后再二值化。下面对 Bottom-hat 算子进行简要介绍。

Bottom-hat 来自于形态学图像处理,它是图像的相减与闭操作的结合,其公式定义如下:

$$\text{Bhat}(f) = (f \cdot b) - f \tag{5}$$

其中, \cdot 代表闭操作,其主要被用来从一幅图像中删除物体,再通过差操作仅保留已删除分量的图像。Bottom-hat 用于凸显亮背景上的暗物体。模糊图像的频谱刚好是要检测的暗线,因此可以用该方法来凸显暗线。

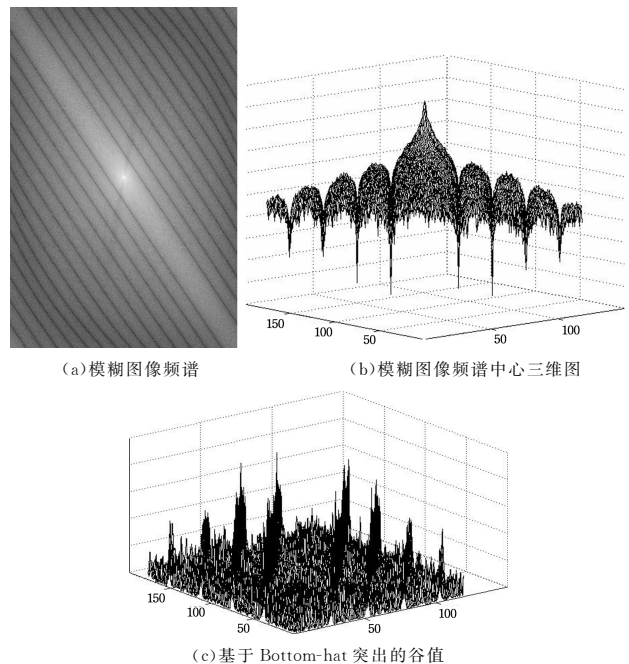


图 2 模糊图像的频谱图

Fig. 2 Spectrum of blurred image

如图 2(a)所示,模糊图像的频谱有规则的暗线,传统的方法都是直接设定阈值来二值化检测暗线。图 2(b)提取了

中心 1/6 的图,然后用三维视图显示。可以从三维图上看,检测峰谷的位置会遇到很多困难:首先,受图像内容或者噪声的影响,找出的点很有可能不是真正的谷值位置;其次,如果阈值设定得不合理,则可能会漏掉一些谷值。Bottom-hat 可以很好地解决这个问题,它去除了非最低的谷值,突出了真正的谷值,对下一步进行二值化有很大的帮助。从图 2(c)可以看出,经过 Bottom-hat 操作以后,所需要的谷值都被凸显了出来。

下面以 moon 的模糊图像为例来观察 Bottom-hat 操作对频谱检测的影响。由于在检测暗线时需要进行二值化,此时 Bottom-hat 操作的优势便得到体现,如图 3 所示。

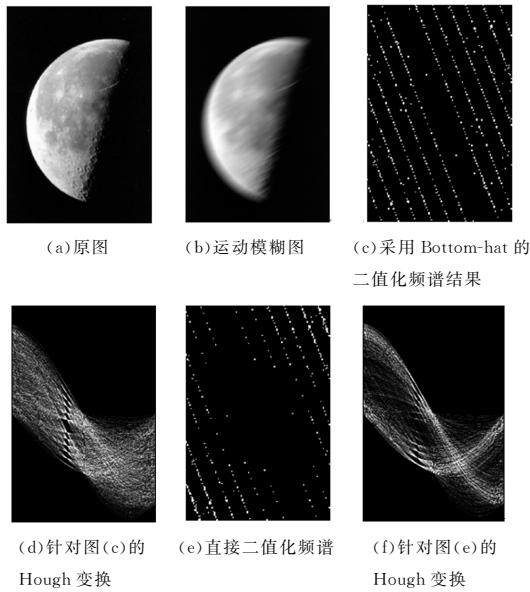


图 3 模糊图片、频谱二值化结果和 Hough 变换图
Fig. 3 Blurred image, spectral binaryzation results and Hough transform image

图 3 中,图 3(a)是 moon 图像的原图;图 3(b)是使用了模糊长度为 30、角度为 30°的运动模糊系统得到的;图 3(c)和图 3(d)都是对模糊图像频谱二值化得到的结果。可以很明显的看出,直接二值化的结果中有很多线条缺失,而模糊尺度由最中间的两条暗线间的距离来决定,如果直接二值化,计算得到的可能就是第二对或者第三对线间的距离,导致结果错误。而经过 Bottom-hat 处理的频谱,再经二值化后,很好地保留了最中间的两条暗线;同时,在检测角度的 Hough 变换中,本文方法保留了更多的线条,从而在 Hough 变换图中的亮点也就更容易检测,这同样可以提高计算模糊角度的精度。图 3(e)中的亮点比图 3(f)中的更清晰,更易于检测模糊角度。注意,这里 Hough 变换中的极值点并不是真正的模糊角度,必须经过转换才能得到真正的模糊角度,转换与图像的长宽比有关。

在频谱图中,暗线是与运动方向垂直的,在利用二值化图求解模糊距离时,如果模糊角度为 0,则频谱图中就是一系列竖直的暗线,可以证明整个频谱图中的暗线条数就是模糊尺度。但是,如果模糊角度不为 0,那么由式(4)得出的模糊函数 PSF 可知,sinc 函数是分布于整个频率空间上的,在暗线倾斜后,图像中的斜边比直角边长,导致图像中会显示出比水平模糊更多的暗线,这时就不能以暗线条数作为模糊尺度。

本文提出的方法是先检测出运动方向,然后再求出中间两条暗线的间距。如图 4 所示, a 和 b 是中间的两条暗线,可以求出它们的距离 d ,结合运动方向 θ 可以得到 m 和 n 。根据式(4)可知,条纹都是等间隔分布的,因此这里可以将运动模糊分成水平模糊和垂直模糊。假设图像的大小为 $M \times N$,则水平模糊尺度为 M/m 个像素,垂直模糊尺度为 N/n 个像素;再利用勾股定理,可以得到实际的模糊尺度。

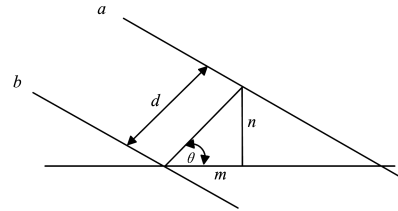


图 4 求解模糊尺度的示意图
Fig. 4 Schematic of computing blur length

5 仿真实验

实验在 Matlab 中实现,选择了 Matlab 图像库中的 kids, Boston, moon, cameraman 4 幅图像进行实验,并随机选择 8 组模糊尺度和模糊角度进行检测,如表 1 所列。

表 1 8 组模糊参数
Table 1 8 groups of parameters of blurred images

模糊尺度/pixel	模糊角度/(°)
17	20
13	23
20	30
25	42
10	47
8	53
16	29
23	68

将文献[9]、文献[12]和文献[14]中的方法作为对比方法,它们都是近年来比较经典的方法。文献[12]基于 PCA 检测倒谱角度,然后利用频谱进行 Radon 变换,从而得到模糊长度。文献[9]使用了倒谱法获得模糊角度和模糊长度。文献[14]用 Garbor 滤波器在模糊频谱图中找出模糊角度,并训练了一个 RBFNN 来检测模糊尺度。同时,也仿真了不采用 Bottom-hat 对模糊图像进行频谱操作而直接得到模糊参数的方法,加上本文的方法,一共对比了 6 种方法的估计性能。

由于在模糊图像复原中对参数的要求十分精确,即使检测结果相差一个像素点或者一度,对原图像的恢复也是不能接受的,因此在仿真实验过程中,如果尺度误差超过 1 像素或者模糊角度误差超过 1 度,则认为检测失败。对此,在对比性能中加入了检测失败的次数。通过整理原始数据,得到表 2—表 6 所列的结果。

表 2 文献[12]中的方法的性能
Table 2 Performance of method in reference [12]

图像	模糊尺度	模糊角度	角度检测	
	平均误差	平均误差	失败数	失败数
kids	—	0.46	0	8
Boston	—	—	8	8
moon	—	0.23	0	8
cameraman	0.35	0.22	0	0

表 3 文献[9]中的方法的性能

Table 3 Performance of method in reference [9]

图像	模糊尺度 平均误差	模糊角度 平均误差	角度检测 失败数	尺度检测 失败数
kids	—	0.88	1	8
Boston	—	—	8	8
moon	0.5	0.93	0	4
cameraman	0.5	0.875	0	6

表 4 不经过 Bottom-hat 操作方法的性能

Table 4 Performance of method without bottom-hat

图像	模糊尺度 平均误差	模糊角度 平均误差	角度检测 失败数	尺度检测 失败数
kids	0.43	0.6	1	1
Boston	0.14	0.45	2	2
moon	0.26	0.59	1	0
cameraman	0.25	0.31	0	1

表 5 文献[14]中的方法的性能

Table 5 Performance of method in reference [14]

图像	模糊尺度 平均误差	模糊角度 平均误差	角度检测 失败数	尺度检测 失败数
kids	0.5	0.75	0	2
Boston	0.75	0.5	0	4
moon	0.4	0.625	0	3
cameraman	0.6	0.375	0	3

表 6 本文方法的性能

Table 6 Performance of our method

图像	模糊尺度 平均误差	模糊角度 平均误差	角度检测 失败数	尺度检测 失败数
kids	0.2	0.44	0	0
Boston	0.25	0.49	0	0
moon	0.20	0.60	0	0
cameraman	0.22	0.31	0	0

首先与不经过 Bottom-hat 操作的频谱参数检测方法进行对比,本文方法在尺度检测误差上有很大的提高,而且在角度和尺度上没有一个检测失败的例子。文献[14]也是使用了频谱在 Garbor 滤波器的响应来检测模糊角度,并且把傅里叶系数和作为训练样本,通过训练 RBFNN 网络得到模糊尺度。模糊尺度上有接近 1 个像素的误差,采用傅里叶系数和训练网络模型来预测模糊尺度,这与图像的内容和选取的样本的模糊尺度有关,如果测试的样本不在训练样本范围内,则会导致误差变大或者出现检测错误。而本文方法能检测出这些方法不能检测出的结果,没有失败的检测结果,而且尺度和角度误差都有了很大的改进。

文献[12]的角度检测是利用 PCA 运用到模糊图像倒谱上来实现的,可以看出在角度检测上,该方法如果检测成功,其精度比本文方法稍高。但是,其检测尺度的方法是利用频谱的 Radon 变换得到的,该方法先检测出模糊角度,然后进行 Radon 变换,通过寻找两边最小值的距离来计算模糊尺度。这种方法只能测量长宽相同的模糊图像模糊尺度,因此只检测出了图像 cameraman 的模糊尺度,而本文算法能检测非正方形的图像,因此优于文献[12]中的方法。

文献[9]的模糊角度和尺度都是基于倒谱的。模糊角度

是对倒谱图进行 Radon 变换得到的,该方法大概有接近 1 度的误差;而模糊尺度则是寻找倒谱的第一个亮点,但实际中找到不同类型的图的亮点所设置的阈值一般是不同的,因此容易检测失败。同时,基于倒谱的运动模糊参数检测在检测大型图像时会出现多个倒谱,这对检测造成了困难,因此在大图 Boston 上,文献[12]和文献[9]中的方法都失败了。

综上所述,本文提供的算法不但能保证一定的精度,即尺度平均误差不超过 0.25 个像素,角度平均误差不超过 0.6 度;而且针对不同图像、不同尺度都能较好地检测出模糊参数。

结束语 针对运动模糊图像参数的频谱检测方法中暗线难以检测的问题,本文提出对频谱进行 Bottom-hat 操作,以突出暗线结构;然后利用 Hough 变换对二值化后的频谱求出模糊角度,再计算出中心两条暗线间的距离,并分别计算出垂直模糊尺度和水平模糊尺度;最后求得真实的模糊尺度。实验证明,该方法能准确检测出运动模糊参数,并且对不同的图片和参数都有很好的检测结果。模糊参数的检测在现实情况中更加复杂多变,针对不同内容的图像,检测性能会有变化,同时对于大尺度模糊也难以检测,这些将是今后要解决的问题。

参考文献

- [1] BABACAN S D, MOLINA R, DO M N, et al. Bayesian Blind Deconvolution with General Sparse Image Priors[M]// Computer Vision - ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 341-355.
- [2] HU W, XUE J, ZHENG N. PSF estimation via gradient domain correlation[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2012, 21(1): 386-392.
- [3] GUO Y C, DING X P, GAO C. Identifying Size of Motion-blurred Image Based on Difference Auto-correlation Method[J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(6): 134-140. (in Chinese) 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] SUN H, LI Z Q. Estimation of displacement parameters for uniform linear motion-blurred images based on phase-only correlation[J]. Chinese Optics, 2012, 5(2): 174-180. (in Chinese) 孙辉, 李志强. 基于相位相关的匀速直线运动模糊图像位移参数估计[J]. 中国光学, 2012, 5(2): 174-180.
- [5] NI S J, LI X Y, WU T T. Identification of blur parameters of motion-blurred image[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(6): 152-155. (in Chinese) 倪时金, 李星野, 吴婷婷. 运动模糊图像的 PSF 参数辨识[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(6): 152-155.
- [6] CHEN Z K, HAN B, WANG F B, et al. Blur parameter identification of motion blurred image and restore motion blurred image based on line-by-line method[J]. Science Technology and Engineering, 2016(5): 177-181. (in Chinese) 陈至坤, 韩斌, 王福斌, 等. 运动模糊图像模糊参数辨识与逐行法

- 恢复[J]. 科学技术与工程, 2016(5):177-181.
- [7] XIAN G, YAN C X, ZHANG X J. Motion-blurred image point spread function estimation method based on spectral analysis [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2014, 29(5):751-755. (in Chinese)
贤光, 颜昌翔, 张新洁. 运动模糊图像点扩散函数的频谱估计法[J]. 液晶与显示, 2014, 29(5):751-755.
- [8] LOKHANDE R, ARYA K V, GUPTA P. Identification of parameters and restoration of motion blurred images[C]// ACM Symposium on Applied Computing. 2006:301-305.
- [9] SHI M Z, XU T F, ZHANG K. Total variation image restoration for mixed blur in moving image[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(8):1973-1981. (in Chinese)
石明珠, 许廷发, 张坤. 运动成像混合模糊的全变分图像复原[J]. 光学精密工程, 2011, 19(8):1973-1981.
- [10] SHI M Z, XU T F, LIANG J, et al. PSF estimation via gradient cepstrum analysis for single blurred image[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(17):174204. (in Chinese)
石明珠, 许廷发, 梁炯, 等. 单幅模糊图像点扩散函数估计的梯度倒谱分析方法研究[J]. 物理学报, 2013, 62(17):174204.
- [11] DESHPANDE A M, PATNAIK S. A novel modified cepstral based technique for blind estimation of motion blur[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(2):606-615.
- [12] LI H S, ZHANG Y N, YAO R, et al. Parameter estimation of linear motion blur based on principal component analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(10):2656-2663. (in Chinese)
李海森, 张艳宁, 姚睿, 等. 基于主成分分析的直线运动模糊参数估计[J]. 光学精密工程, 2013, 21(10):2656-2663.
- [13] YAN R M, SHAO L. Blind Image Blur Estimation via Deep Learning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(4):1910-1921.
- [14] DASH R, MAJHI B. Motion blur parameters estimation for image restoration[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(5):1634-1640.
- [15] ZHANG M Q. Research on parameters estimation and restoration of motion-blurred images[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)
张明谦. 运动模糊图像的运动参数估计及复原研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
- [16] SHI M Z. Motion Blur Image Resroration Theory and Key Technology based on Total Variation[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
石明珠. 运动模糊图像全变分复原理论及关键技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014.
-
- (上接第 21 页)
- [8] ZHANG C, LI H, WANG X, et al. Cross-scene crowd counting via deep convolutional neural networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2015:833-841.
- [9] WANG C, ZHANG H, YANG L, et al. Deep People Counting in Extremely Dense Crowds[C]// ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2015:1299-1302.
- [10] BOOMINATHAN L, KRUTHIVENTI S S S, BABU R V. CrowdNet: A Deep Convolutional Network for Dense Crowd Counting[C]// Proceedings of ACM Conference on Multimedia (ACMMM) - 2016. 2016:640-644.
- [11] ZHANG Y, ZHOU D, CHEN S, et al. Single-Image Crowd Counting via Multi-Column Convolutional Neural Network[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016:589-597.
- [12] HAN S, POOL J, TRAN J, et al. Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Networks[C]// NIPS 2015. 2015:1135-1143.
- [13] HAN S, LIU X, MAO H, et al. EIE: Efficient Inference Engine on Compressed Deep Neural Network[C]// ACM/IEEE International Symposium on Computer Architecture. IEEE, 2016:243-254.
- [14] HAN S, MAO H, DALLY W J. Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding[J]. Fiber, 2015, 56(4):3-7.
- [15] LIN M, CHEN Q, YAN S. Network In Network[C]// International Conference on Learning Representations. 2013.
- [16] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines[C]// International Conference on International Conference on Machine Learning. Omnipress, 2010:807-814.
- [17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2016:770-778.
- [18] RODRIGUEZ M, LAPTEV I, SIVIC J, et al. Density-aware person detection and tracking in crowds[C]// International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2011:2423-2430.
- [19] IDREES H, SALEEMI I, SEIBERT C, et al. Multi-source Multi-scale Counting in Extremely Dense Crowd Images[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2013:2547-2554.
- [20] OÑORO-RUBIO D, LÓPEZ-SASTRE R J. Towards Perspective-Free Object Counting with Deep Learning[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016:615-629.