# 基于高斯混合模型的遥感数字图像增强

东 莹 $^{1,2}$  朱 明 $^{1}$  李兆泽 $^{3}$ 

1 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033

<sup>2</sup> 中国科学院大学,北京 100049

3 总装备部沈阳军事代表局驻长春地区军事代表室, 吉林 长春 130033

摘要 遥感图像受云雾影响对比度低,为了提高图像质量保留图像细节,提出了一种基于高斯混合模型的遥感图 像增强算法。应用 1×3 滤波器平滑原图像的直方图再用期望最大化(EM)算法对直方图进行拟合,获取高斯混合 模型的聚类最优参数,并根据聚类的有效交点将直方图分区。由高斯参数确定输出图像所属聚类的映射关系,得 到最终的增强图像。实验结果表明,该方法能自适应确定最佳聚类个数,提高直方图拟合的运算速度,平均处理时 间提高到 0.37 s,在相关信息熵和纹理信息等的客观评价中,增强结果明显优于传统方法。有效地提高了遥感图 像的对比度,同时保持了图像的细节信息。

关键词 图像处理;图像增强;遥感图像;高斯混合模型;直方图均衡 中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **doi**:10.3788/CJL201441.1209002

# Remote Sensing Digital Image Enhancement Based on Gaussian Mixture Modeling

Chen Ying<sup>1,2</sup> Zhu Ming<sup>1</sup> Li Zhaoze<sup>3</sup>

 $^{\rm 1}$  Changchun Institute of Optics , Fine Mechanics and Physics , Chinese Academy of Sciences ,

Changchun, Jilin 130033, China

<sup>2</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

<sup>3</sup> Military Representative Office Stationed in Changchun Area by Shenyang Military Representative Bureau,

General Armament Department, Changchun, Jilin 130033, China

**Abstract** The remote sensing image is susceptible to the clouds and fog. In order to improve the output quality of low contrast image and maintain the details, an image enhancement algorithm based on Gaussian mixture modeling (GMM) is proposed. The histogram of original image is smoothed with a  $1 \times 3$  filter. The best parameters of GMM is got by fitting the histogram with the expectation maximization (EM) algorithm, and the histogram is separated into sub-histograms based on the optimal intersections. The mapping of output image is got according to the Gaussian parameters, and the final enhanced image is obtained. Results of experiments show that the algorithm can determine the optimal number of clusters adaptively and improve the speed of the histogram fitting which costs 0.37 s averagely. Comparing with traditional methods, the enhancement result is superior in terms of objective evaluations of related information entropy and texture information. It can improve the contrast of the remote sensing image while maintaining the details effectively.

Key words image processing; image enhancement; remote sensing image; Gaussian mixture modeling; histogram equalization

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 120.0280

收稿日期: 2014-06-11; 收到修改稿日期: 2014-07-09

基金项目: 国家自然科学基金(61203242)

作者简介: 陈 莹(1989—),女,硕士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: chenying\_0305@163.com 导师简介: 朱 明(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理、光电成像测量技术、电视跟踪和自动目标识别等 方面的研究。E-mail: zhu\_mingca@163.com

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

## 1 引 言

近年来,遥感探测技术已经在军事侦察、目标监视等诸多领域被广泛应用。航天高光谱成像技术在空间分辨率、光谱分辨率等常规指标下已达到基本的应用要求,但对目标的清晰度提出了更高的标准<sup>[1]</sup>。由于受到大气、云雾的影响,遥感图像存在对比度低、目视效果较差等问题<sup>[2]</sup>,这直接影响到整个探测系统的性能和精度,因此,研究如何提高遥感图像的对比度具有十分重要的意义。

目前常见的遥感增强算法有空域法和频域法。 空域法<sup>[3]</sup>是直接对像素点进行运算,如灰度变换、直 方图均衡、边缘增强<sup>[4]</sup>等。频域法<sup>[5]</sup>是将图像转换 到其他变换域内做运算处理,再反变换到原来的空 域得到增强图像。频域法是间接处理算法,计算量 大。空域法中基于直方图均衡的增强算法,原理简 单、易实现,因而在目前众多的增强算法中得到广泛 的应用。

研究者常利用将直方图分区均衡<sup>[6-8]</sup>来提高增 强效果。例如文献[6]中采用象限动态直方图均衡 算法(QDHE)<sup>[7]</sup>,根据面积将直方图分为相等的四 份,利用阈值将灰度级按比例分配到动态范围上,再 根据各区间的累计概率密度函数重新分配灰度级。 实际应用中图像直方图会出现像素特别集中的灰度 级,根据直方图面积分配子区间会使动态范围严重 失衡。为了改善了这一缺点,学者们提出了动态分 区直方图均衡(DRSHE)<sup>[8]</sup>算法,该算法将直方图按 原始动态范围分成 K 部分,避开了多像素灰度级给 分区带来的影响,根据面积比例和参数 *l* 扩展原始



动态范围,并用尺度因子 a 进行调节。但对于部分 灰度级像素数量较少的情况,不能有效地拉伸对比 度,此时图像会丢失部分细节。本文针对这一问题 以及遥感图像的特点,提出了一种改进的增强算法, 首先对直方图进行平滑处理,避免了直方图中有较 多像素灰度级的影响,接着利用高斯混合模型拟合 直方图自适应获取子区间,最后根据获得的高斯最 优参数得到灰度级映射关系。实验表明本文算法能 有效地保留图像细节,提高遥感图像的对比度。

# 2 EM 拟合直方图

#### 2.1 直方图预处理

遥感图像的高灰度级像素点较多,低灰度级像 素数量较少,直方图形状呈不规则状,严重影响了直 方图的拟合效果,因此在拟合之前要进行直方图的 预处理。高斯滤波<sup>[9]</sup>的平滑效果较好,在图像处理 中得到了广泛的应用,但一般应用在二维图像中。 本文对滤波器算子做了部分改动,使其适用于一维 矩阵直方图的平滑,采用 1×3 滤波器,边界点取滤 波后相邻灰度级的像素数量,平滑后的直方图有助 于加快期望最大化(EM)算法对其拟合的过程,滤 波器表达式为

$$\boldsymbol{K}_{\text{mean}} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \tag{1}$$

如图 1(a)所示,遥感图像原直方图的特点是高 灰度级像素特别集中,低灰度级像素数量较少。图 1(b)中,直方图经高斯滤波后变得平滑,同时直方 图的完整性也得以保留。





Fig. 1 Results of histogram smoothing. (a) Histogram before smoothing; (b) histogram after smoothing

#### 2.2 采用 EM 算法拟合直方图

高斯混合模型(GMM)<sup>[10-12]</sup>是一种参数化模型,能够平滑的拟合任意密度分布的直方图。设直 方图中存在 M 个待识别的聚类,其中每个聚类都有 属于自己的均值、方差和加权系数。这里采用 EM 算法估计高斯聚类的参数。EM 算法是进行参数估计的一个有效工具,每个过程分为以下两个步骤:E 步和 M 步。

传统 EM 算法<sup>[13]</sup>处理的数据集为图像的二维 矩阵,其数据量大,运算时间长,并且初始化要满足 迭代时期望值在局部是收敛的,选取不当就会造成 估计错误。针对上述问题,本文提出了一种针对一 维直方图数据集进行运算的 EM 算法,应用 Dirichlet Allocation<sup>[14]</sup>聚类算法可以避免初始化引 起的不收敛问题。设需要处理的数据为 $h(x) = \{h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_L)\},$ 其中L为图像最大灰度 级。逼近直方图的具体步骤如下:

1) E 步,由数据集 X 和上一步估计 $\hat{\theta}$  计算似然 函数的期望值。根据(2)式由先验概率  $p(x|w_n)$ 求 得后验概率  $p(w_n|x)$ 。

$$p(w_n \mid x) = \frac{p(x \mid w_n) P(w_n)}{\sum_{n=1}^{M} p(x \mid w_n) P(w_n)}, \quad (2)$$

(2)式中  $p(x | w_n)$  是第 n 聚类的概率密度函数,  $P(w_n)$  是第 n 聚类的加权系数,  $p(w_n | x)$  表示以当前结果  $\hat{\theta}$  作为参数的概率密度分布函数;

2) M 步,求出满足期望值最大化的参数 $\hat{\theta}$ 。即 依据下列公式更新  $\mu_n, \sigma_n^2$ 和  $P(w_n)$ 

$$\mu_n = \frac{\sum_{x \in L} h(x) P(w_n \mid x) x}{\sum_{x \in L} h(x) P(w_n \mid x)},$$
(3)

$$\sigma_n^2 = \frac{\sum_{x \in L} h(x) p(w_n \mid x) (x - \mu_{w_n})^2}{\sum_{x \in L} h(x) p(w_n \mid x)}, \quad (4)$$

$$P(w_n) = \frac{\sum_{x \in L} h(x) p(w_n \mid x)}{\sum_{x \in L} h(x)},$$
(5)

式中 h(x) 表示要逼近的图像直方图概率密度, L 表示最大灰度级,  $\mu_n$  和  $\sigma_n^2$  分别是第 n 聚类的均值和方 差,  $P(w_n)$  是第 n 聚类的加权系数。

重复 E、M 步,直到(7)式中 *l*(θ | y) 迭代稳定为止,最后即可得到逼近的直方图

$$\hat{h}(x) = N \times \sum_{n=1}^{M} p(x \mid w_n) P(w_n), \qquad (6)$$

式中 N 表示图像总像素数量, $\hat{h}(x)$ 为最终拟合的直方图。

这里选取的是在可选聚类数量范围内稳定性最 好时的聚类个数为最终的聚类数,即满足迭代停止条 件<sup>[13]</sup>时,(7)式中 *l*(*θ* | *x*)的变化最小时的聚类数。

$$\ell(\theta \mid x) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{M} \log\left(\frac{nP(w_n)}{12}\right) + \frac{M}{2} \log\frac{n}{12} + M - \log p(w_n \mid x), \qquad (7)$$

式中 M 表示最优的聚类个数。

图 2 所示为拟合函数  $l(\theta \mid x)$  的值随迭代次数 的变化,其在不同聚类分区段内趋近于平稳状态,每 条垂直虚线代表 k 变化时所在的迭代次数,在整个 迭代过程中 k = 4 时拟合函数达到最稳定状态,且 需要的迭代次数最少。



图 2 拟合函数 *l*(θ|x)的变化

Fig. 2 Evolution of the cost function  $l(\theta | x)$ 

此时,M个聚类有M(M-1)/2个交点,需要找 到有意义的M-1个交点,保证在每个子区间都只 对应一个主导高斯聚类。交点应满足条件:a. 在灰 度级动态范围内;b. 由相邻聚类构成的交点。即满 足

 $P(w_n)p(x_{m,n}^{(k)} \mid w_n) = P(w_m)p(x_{m,n}^{(k)} \mid w_m), (8)$ 

 $P(w_n)p(x_{m,n}^{(k)} | w_n) > P(w_t)p(x_{m,n}^{(k)} | w_t), (9)$ 式中  $\forall w_t \neq \{w_m, w_n\}, x_{m,n}^{(k)}$ 表示第m, n聚类的第k个交点。

图 3 为对图 1 采用改进的 EM 算法,取聚类个 数为 k=2~5 时的高斯混合模型进行最佳拟合筛 选,得到当 k=4 时为最佳直方图拟合效果。此时有 意义的交点有 3 个(红色空心圈),黑色空心圈表示 边界点。



图 3 直方图最佳拟合结果(k=4)

Fig. 3 Best fitting result of histogram (k=4)

#### 2.3 增强前后聚类参数对应关系

图像增强前后直方图分别对应不同的高斯聚类 参数,但是仍然满足灰度级映射前后累积概率密度 相等,即

$$F_{k}(x^{(k)}) = F_{k'}(y^{(k)}),$$
  

$$F_{k}(x^{(k+1)}) = F_{k'}(y^{(k+1)}).$$
(10)

因此,由(10)式解得输出图像中对应的高斯聚类参数,即

$$\mu_{k'} = \frac{\left[\frac{x^{(k)} - \mu_k}{x^{(k+1)} - \mu_k} y^{(k+1)} - y^{(k)}\right]}{\left[\frac{x^{(k)} - \mu_k}{x^{(k+1)} - \mu_k} - 1\right]},$$
 (11)

$$\sigma_{k'} = \frac{(y^{(k)} - \mu_{k'})}{x_s^{(k+1)} - \mu_k} \sigma_k, \qquad (12)$$

式中 µk 和 σk 表示原图像第 k 聚类对应的均值和方差, µk' 合 σk 表示灰度级映射后图像第 k 聚类对应的均值和方差。

3 基于 GMM 的图像增强算法

假设输入图像 X 的大小为 H×W,其动态范围 为[x<sub>d</sub>,x<sub>u</sub>],输出图像 Y,其动态范围为[y<sub>d</sub>,y<sub>u</sub>],增 强算法总结如下:

1)应用高斯滤波器平滑图像直方图;

2)应用 EM 算法对直方图数据集拟合,通过设定最大、最小聚类个数以及迭代停止条件 ((θ|x),自适应得到 M 个高斯聚类参数的最优估计;

3)根据相邻聚类的交点将直方图分区,在每个 区间内只有一个聚类起主导作用。动态范围分区如 下: $x = [x_d, x^{(1)}] \cup [x^{(1)}, x^{(2)}] \cdots \cup \cdots [x^{(M-1)}, x_u],$  x<sup>(k)</sup>为聚类有意义的交点;

4) 分配原图像动态范围,保证图像灰度级映射 到整个动态范围内,根据输入子区间占据原动态范围 的比例将输入子区间映射到输出子区间上,即[ $y_d$ ,  $y_u$ ]=[ $y_d$ , $y^{(1)}$ ]U[ $y^{(1)}$ , $y^{(2)}$ ]…U…[ $y^{(M-1)}$ , $y_u$ ];

5) 最终的映射函数由 GMM 中聚类的概率密 度加权和求得,即应用 2)中的估计参数得到对应的 灰度级,表达式如下

$$y = \sum_{i=1}^{M} \left[ \left( \frac{x - \mu_k}{\sigma_k} \right) \sigma_{k'} + \mu_{k'} \right] P(w_i), \quad (13)$$

式中 x 为输入图像, y 为映射后的输出图像。

#### 4 实验验证及分析

#### 4.1 增强算法时间对比实验

采用图像大小分别为 128 pixel×128 pixel、 256 pixel×256 pixel、512 pixel×512 pixel、 1024 pixel×1024 pixel 的经典 cameraman 图像进 行仿真实验,设置迭代停止条件和聚类个数分别为  $l=e^{-6}, k=2\sim5$ 。

表 1 为不同大小的 8 位灰度图像在 Matlab 中应用改进前后 EM 算法的时间对比结果,实验是在内存为 2 G,CPU 主频为 3.40 GHz 系统配置的电脑上运行的,可以看出改进后的 EM 算法在运算速度上有很大程度的提高。

表 1 改进前后 EM 算法的运算时间比较 Table 1 Comparison of the computation time for the traditional and proposed EM algorithm

Image /pixel	128×128	$256 \times 256$	512×512	1024×1024
Traditional EM /s	0.9312	4.6275	14.2596	54.4782
Proposed EM /s	0.3552	0.3587	0.3660	0.3695

#### 4.2 增强算法的主客观评价

采用 DRSHE 算法与本文算法进行对比实验, 图 4~6为不同遥感图像的增强结果,图 7 为图像 4 对应的直方图,直方图反映了图像中各灰度级出现 的概率,所以在直方图中可以观察图像的梯度分布 情况<sup>[15]</sup>。从直方图中可以看出,由于图片中云雾较 多导致高灰度级对应的像素个数非常多,传统方法 中,虽然也有阈值去掉灰度级较多的部分,但是高灰 度级对最终的图像增强还是起到了很大的作用,降 低了图像整体亮度,像素数量少的灰度级没有被拉 伸开,图像的边缘细节不突出。本文算法应用高斯 滤波,较好的平滑了直方图,不受直方图高灰度级影 响,拉伸后的直方图灰度级分布更加均匀,图像在增 强后 较好 的 保 留 了 细节 纹 理 信 息。目前针 对 1024 pixel×768 pixel 的多种低对比度数字图像做 了大量实验,测试算法运算时间仅为 0.37 s,算法计 算量减小,并且占用时间和空间资源也相应减少。

这里选用三种无参考评价方法分别对图 4~6 进行客观评价,即图像信息熵、标准差和灰度平均梯 度。信息熵<sup>[16]</sup>用来衡量图像的信息量,熵值越大, 代表图像的细节越多。熵的定义为

$$S = -\sum_{\forall i} p(x_i) \log[p(x_i)], \qquad (14)$$

式中 *p*(*x<sub>i</sub>*) 是灰度级 *x<sub>i</sub>* 的概率密度。图像对比 度<sup>[17]</sup>是用标准差来衡量的,标准差越大,表示图像 的对比度拉伸的越大,图像增强质量就越好。标准 差

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (x_i - u) \times p(x_i)}, \qquad (15)$$



图 4 增强结果。(a) 原图像;(b) DRSHE;(c) 本文算法 Fig. 4 Enhancement results. (a) Original image; (b) DRSHE; (c) proposed method



图 5 增强结果。(a) 原图像; (b) DRSHE; (c) 本文算法 Fig. 5 Enhancement results. (a) Original image; (b) DRSHE; (c) proposed method



图 6 增强结果。(a) 原图像; (b) DRSHE; (c) 本文算法 Fig. 6 Enhancement results. (a) Original image; (b) DRSHE; (c) proposed method



图 7 图像 4 对应的直方图。(a) 原图像; (b) DRSHE; (c) 本文算法

Fig. 7 Histograms for Fig. 4. (a) Original image; (b) DRSHE; (c) proposed method 式中 x<sub>i</sub> 表示图像的灰度级,u 表示图像的平均亮度,  $p(x_i)$ 表示灰度级为 $x_i$ 时的概率密度。灰度平均梯 度(GMG)<sup>[18]</sup>能较好的反映图像的对比度和纹理信

息变化特征,其值越大表示图像越清晰,图像质量越 好。GMG 表达式为

$$G_{\rm MG} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{I_x^2 + I_y^2}{2}},$$
(16)

式中  $I_x^2$  表示图像 x 方向的梯度,  $I_y^2$  表示图像 y 方向的梯度。表 2 至表 4 分别为三种无参考评价方法的实验数据, 表明本文算法更好地实现了遥感图像的增强。

表 2 增强图像的熵值 Table 2 Entropy of enhanced images

			-
Image	Fig. 4	Fig. 5	Fig. 6
Source	3.1738	3.6702	2.9925
DRSHE	3.1194	2.9815	2.1531
GMM	3.1691	3.1591	2.9895

表 3 增强图像的对比度

Table 3 Contrast of enhanced images

Image	Fig. 4	Fig. 5	Fig. 6
DRSHE	0.2410	0.1802	0.3534
GMM	0.3151	0.2347	0.2850

表 4 增	强图像的灰度平均梯度
Table 4	GMG of enhanced images

Image	Fig. 4	Fig. 5	Fig. 6
Source	1.3849	1.6416	1.8943
DRSHE	4.4124	6.9690	5.8973
GMM	5.3982	7.6751	6.8761

用文中提出的增强算法处理带有色彩信息的遥 感图像的亮度分量(*l*×*a*×*b*空间的*l*分量),图 8~ 9为两组实验结果。本文算法中,增强后的对比度 明显增强,景物更清晰,同时图像的细节纹路保持的 很好,色彩无失真现象。



图 8 增强结果。(a) 原图像;(b) 本文算法 Fig. 8 Enhancement results. (a) Original image; (b) proposed method

### 5 结 论

在 GMM 基础上提出了遥感图像增强算法,利 用高斯滤波,获取平滑直方图,然后采用改进的一维 EM 算法,提高直方图的拟合速度,自适应的将直方 图分区,并应用高斯参数获得最终的映射关系。实 验结果表明,算法处理时间为 0.37 s,远远低于应用



图 9 增强结果。(a) 原图像;(b) 本文算法 Fig. 9 Enhancement results. (a) Original image; (b) proposed method

传统 EM 算法的时间,并且增强效果与人类视觉系统的一致性较好,在提高图像对比度的同时,使灰度级分布更均匀,有效地保留了图像的纹理细节信息, 不会产生饱和、噪声放大等不良现象,有效地提高了 遥感图像的可识别能力。此算法也适用于微光图像 以及受雾气干扰的图像。

#### 参考文献

- Wang Yueming, Lang Junwei, Wang Jianyu. Status and prospect of space-borne hyperspectral imaging technology [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(1): 010008.
   王跃明,郎均慰,王建宇. 航天高光谱成像技术研究现状及展望 [J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(1): 010008.
- 2 Yang Bo, Jia Zhenhong, Qin Xizhong, et al.. Remote sensing image enhancement based on Shearlet transform[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2013, 24(11): 2249-2253.
  杨 波, 贾振红, 覃锡忠, 等. 基于 Shearlet 变换的遥感图像增强[J]. 光电子 · 激光, 2013, 24(11): 2249-2253.
- 3 Chen Zhigang, Yin Fuchang. Enhancement of remote sensing image based on Contourlet transform[J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(10): 2030-2037. 陈志刚, 尹福昌. 基于 Contourlet 变换的遥感图像增强算法[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(10): 2030-2037.
- 4 Wu Liru, Tang Zhilie, Wu Yongbo, *et al.*. Application of spatial differential confocal microscopy in obtaining edge enhanced microscopic images [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34 (3): 0317001.

吴丽如,唐志列,吴永波,等.应用共焦空间微分显微镜获取边缘增强现为图像[J].光学学报,2014,34(3):0317001.

5 Du Chaoben, Jia henhong, Qin Xizhong, et al.. Remote sensing image fuzzy enhancement algorithm based on NSCT [J]. Computer Engineering, 2012, 38(4): 188-190.

杜超本, 贾振红, 覃锡忠, 等. 基于 NSCT 的遥感图像模糊增强 算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(4): 188-190.

6 Wu Zepeng, Xuan Ming, Jia Hongguang, *et al.*. Infrared image dynamic range compression and contrast enhancement based on optimal mapping curve[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(12): 1209002.

吴泽鹏,宣 明,贾宏光,等.基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩和对比度增强方法[J].中国激光,2013,40(12):1209002.

- 7 C H Ooi, N A M Isa. Quadrants dynamic histogram equalization for contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(4): 2552-2559.
- 8 T Iwanami, T Goto, S Hirano, *et al.*. An adaptive contrast enhancement using regional dynamic histogram equalization[J].
  IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2012.
  719-722.

9 Chang Liangliang, Wang Guanglong. De-noising method for mixed noise based on median filter ang lifting wavelet transform [J]. J Appl Opt, 2012, 33(5): 894-898.
常亮亮,王广龙.基于中值滤波和提升小波分析的图像去噪方法

研究[J]. 应用光学, 2012, 33(5): 894-898.

- 10 T Celik, T Tjahjadi. Automatic image equalization and contrast enhancement using Gaussian mixture modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1): 145-156.
- Lu Qinghua, Wu Zhiwei, Fan Yanbin. An improved mobile vehicle detection method based on Gaussian mixture model[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2013, 24(4): 751-757. 卢清华,吴志伟,范彦斌. 基于混合高斯模型的运动车辆检测方 法[J]. 光电子・激光, 2013, 24(4): 751-757.
- 12 Zhao Wenda, Zhao Jian, Zhao Fan, *et al.*. Variable infrared image enhancement of bimodal Gaussian function specification [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(3): 0309002.
  赵文达,赵 健,赵 凡,等. 双峰高斯函数规定划的变分红外 图像增强[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 0309002.
- 13 Song Lei, Zheng Baozhong, Zhang Ying, *et al.*. Advanced EM algorithm based on Gaussian mixture model[J]. J Appl Opt, 2013, 34(6): 985-989.

宋 磊,郑宝忠,张 莹,等. 一种基于高斯混合模型的改进 EM 算法研究[J]. 应用光学, 2013, 34(6): 985-989.

- 14 M Figueiredo, A Jain. Unsupervised learning of finite mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(3): 381-396.
- 15 Liu Yanyan, Zhao Yingchao, Hu Tao. Quality assessment of laser disturbing images based on wavelet transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2012, 49(11): 111001.
  刘严严,赵英超,胡 涛. 基于小波变换的激光干扰图像质量评 价[J]. 激光与光电子学进展, 2012, 49(11): 111001.
- 16 Han Xizhen, Zhao Jian. Enhancement of image texture and contrast combined with partial differential equation[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(6): 1382-1388.
  韩希珍,赵 建.结合偏微分方程增强图像纹理及对比度[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(6): 1382-1388.
- 17 D Menotti, L Najman, J Facon, *et al.*. Multi-histogram equalization methods for contrast enhancement and brightness preserving [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2007, 53(3): 1186-1194.
- 18 Xie Fengying, Zhao Danpei. Visual C + + Digital Image Processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry Press, 2008. 364-366. 谢凤英,赵丹培. Visual C++数字图像处理[M]. 北京: 电子工

业出版社,2008.364-366.

栏目编辑:张浩佳