

# 多特征融合的低景深图像前景提取算法

邓小玲<sup>1</sup> 倪江群<sup>2</sup> 李震<sup>1</sup> 代芬<sup>1</sup>

**摘要** 针对低景深 (Low depth-of-field, DOF) 图像, 提出了一种融合纹理、颜色和高阶统计量 (Higher-order statistics, HOS) 特征的聚焦前景提取方法. 首先, 根据相似性最大化原则, 通过迭代获得纹理和颜色特征的优化权重, 实现低景深图像的区域分割. 然后, 根据优化权重值计算颜色空间上的加权 HOS 值, 并结合区域归属前景的划分策略, 实现低景深图像的前景提取. 实验结果表明, 该算法可以同时取得较高的主观和客观评价效果.

**关键词** 前景提取, 低景深图像, 高阶统计量, 权重优化

**引用格式** 邓小玲, 倪江群, 李震, 代芬. 多特征融合的低景深图像前景提取算法. 自动化学报, 2013, 39(6): 846–851

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2013.00846

## Foreground Extraction from Low Depth-of-field Images Based on Colour-texture and HOS Features

DENG Xiao-Ling<sup>1</sup> NI Jiang-Qun<sup>2</sup> LI Zhen<sup>1</sup> DAI Fen<sup>1</sup>

**Abstract** This paper presents a new algorithm for extracting foreground objects from low depth-of-field (DOF) images using texture, color and high-order statistics (HOS) features. Firstly, an algorithm with automatic weight optimization is designed to segment DOF images according to the principle of maximum similarity. The foreground of DOF images is then extracted based on the weighted HOS and a strategy for foreground region classification. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm achieves satisfactory result both subjectively and objectively.

**Key words** Foreground extraction, low depth-of-field (DOF) images, high-order statistics (HOS), weight optimization

**Citation** Deng Xiao-Ling, Ni Jiang-Qun, Li Zhen, Dai Fen. Foreground extraction from low depth-of-field images based on colour-texture and HOS features. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6): 846–851

摄像机拍摄出来的图像千差万别, 其中低景深 (Low depth-of-field, DOF) 图像就是极为普遍且广受研究者关注的一种. 自动从低景深图像中提取具有语义特征的对象, 在许多研究领域如基于内容的图像检索、基于对象的图像压缩和单目图像立体化等方面, 都有着重要的作用. 低景深图像的对象分割方法, 与普通图像有些不同. 普通图像通常依据纹理

或灰度信息进行区域划分, 而低景深图像, 其聚焦信息往往起着更为重要的作用.

目前, 低景深图像大多数分割算法仅依靠图像的高频成分实现聚焦对象的分割, 如采用高阶统计量的方法来获取低景深图像的高频成分<sup>[1-2]</sup>. 由于没有充分利用图像的空间和频率特性, 这些方法多数在聚焦对象的边缘处, 能获得较高的聚焦值, 然而并没有覆盖整个对象. 通过利用纹理和颜色信息, 文献 [3] 提出了一种可以对大多数图像实现较好前景提取的算法. 文献 [4] 结合灰度变化、颜色以及图像的几何特性提取聚焦对象, 该方法采用 Boosting 级联的训练方法, 建立了基于纹理、颜色以及几何特征的分类器. 由于采用监督学习, 该方法需要大量图像样本的训练集, 难以有效分割背景对比不强的前景区域<sup>[4]</sup>. 本文提出了基于高阶统计量 (High-order statistics, HOS) 和 ISAWO (Image segmentation with automatic weight optimization) 的低景深图像前景提取方法, 设计了一种纹理、颜色自动优化权重即 ISAWO 的图像分割方法, 其所优化的权重与图像的四阶矩进行加权后, 作为图像的高阶统计量 HOS, 利用区域划分机制、HOS 图以及 ISAWO 区

收稿日期 2012-05-17 录用日期 2012-11-29  
Manuscript received May 17, 2012; accepted November 29, 2012  
国家自然科学基金 (31201129), 高等学校博士点基金 (20120171110037), 广东省自然科学基金重点项目 (S2012020011114), 广东省科技计划项目 (2011B-020308009), 公益性行业 (农业) 科研专项经费项目 (200903023-01) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (31201129), National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20120171110037), the Key Program of Natural Science Foundation of Guangdong (S2012020011114), Guangdong Science and Technology Project (2011B-020308009), and Special Fund for Agro-scientific Research in the Public Interest of China (200903023-01)

本文责任编辑 戴琼海  
Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai  
1. 华南农业大学工程学院 广州 510642 2. 中山大学信息科学与技术学院 广州 510275  
1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642 2. School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275

域分割结果, 实现聚焦前景的提取. 本文内容安排如下: 首先, 介绍高阶统计量 HOS 的计算方法, 接着阐述 ISAWO 的设计思想, 然后, 介绍基于 HOS 和 ISAWO 的前景提取过程, 最后, 列举实验结果.

## 1 高阶统计量的计算

高阶统计量 HOS 可以抵抗高斯噪声, 并且能较好地保存一些非高斯信息, 因此非常适用于解决检测和分类问题. 对于低景深图像, 其 HOS 值有一个非常广泛的动态范围. 基本上, 在一个特征空间中, 聚焦区域内计算得到的 HOS 值远大于散焦区域计算得到的 HOS 值. 利用 HOS 值的分布可以较好地提取低景深图像的聚焦对象.

本文在 R、G、B 三个颜色通道上, 通过计算输入的  $M \times N$  大小的 RGB 图像上每个像素的四阶矩, 作为高阶统计量 HOS 值. 像素点  $(x, y)$  上的 R 通道的四阶矩定义如下:

$$\hat{m}_R^{(4)}(x, y) = \frac{1}{N_\eta} \sum_{(s,t) \in \eta(x,y)} (I_R(s, t) - \hat{m}_R(x, y))^4 \quad (1)$$

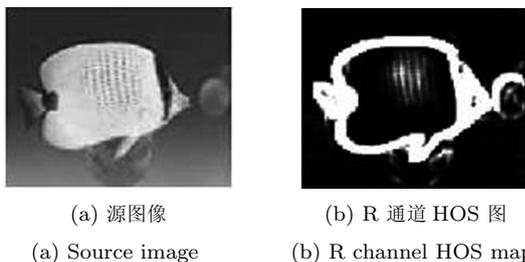
$$\hat{m}_R(x, y) = \frac{1}{N_\eta} \sum_{(s,t) \in \eta(x,y)} I_R(s, t) \quad (2)$$

这里,  $\eta(x, y)$  是围绕在像素点  $(x, y)$  上的相邻像素组,  $\hat{m}_R(x, y)$  是  $I(x, y)$  在 R 通道采样均值,  $N_\eta$  是邻域  $\eta$  的尺寸大小. 同理, 在其他两个通道 G 和 B 通道, 可以计算出 HOS 值为

$$\hat{m}_G^{(4)}(x, y) = \frac{1}{N_\eta} \sum_{(s,t) \in \eta(x,y)} (I_G(s, t) - \hat{m}_G(x, y))^4 \quad (3)$$

$$\hat{m}_B^{(4)}(x, y) = \frac{1}{N_\eta} \sum_{(s,t) \in \eta(x,y)} (I_B(s, t) - \hat{m}_B(x, y))^4 \quad (4)$$

图 1 为低景深图像在 R、G、B 三通道上的 HOS 图, 图中各个通道的 HOS 图在前景边缘处有强峰值, 且三个通道的 HOS 图略有区别. 如 B 通道 HOS 图与 R、G 通道的 HOS 图在鱼尾下方以及鱼嘴前方存在较大区别. 如果仅以一个通道的 HOS 图作为前景提取的依据, 那么所得结果也会有些区别.



(c) G 通道 HOS 图

(d) B 通道 HOS 图

(c) G channel HOS map

(d) B channel HOS map

图 1 源图像及其各通道的 HOS 图

Fig. 1 Source image and its HOS maps of color channels

在低景深图像中, 仅通过高频成分分析, 往往会得到不正确的前景提取结果. 虽然散焦区域一般比较模糊, 但如果该区域存在复杂的纹理, 其高频成分也较多, 因此, 通常会误判断为聚焦前景区域; 相反, 在一些聚焦前景区域, 往往会存在一些灰度单调的区域, 也常会被误判成散焦的背景区域. 因此, 纯粹通过频率成分分析难以得到非常精确的前景提取效果, 有必要结合其他途径进行更有效的分割.

## 2 ISAWO

结合颜色和纹理信息的图像分割符合人类视觉系统 (Human visual system, HVS) 的要求, 其中的关键技术是如何实现对颜色和纹理特征的有效融合<sup>[5-9]</sup>. Deng 等在文献 [10] 中提出了一种颜色-纹理分割方法 JSEG (Joint systems engineering group), 该方法先后利用颜色和纹理信息进行图像分割. 文献 [11] 提出一种基于活跃轮廓的颜色和纹理自适应权重的图像分割方法, 该方法更适用于非自然图像的分割. 文献 [12] 则提出了一种基于颜色和纹理信息的无监督分割框架 CTex, 该算法可以根据图像内容, 实现纹理和颜色特征的自适应融合, 不足之处在于计算复杂度较高. 本文提出的 ISAWO 算法根据相似性最大化的目标函数, 采用无监督学习方法, 自动获取输入图像纹理和颜色的特征权重, 实现图像的区域分割, 其算法框架如图 2 所示.

图 2 中, 分别对输入的 2D 源图像进行纹理、颜色特征的提取, 分别基于这两种特征执行各自聚类, 得到基于颜色和基于纹理的分割区域. 在这两种分割结果中, 通过相似性最大化准则, 获得优化权重. 最后, 结合两种优化权重特征信息进行图像的区域分割. 为了验证 ISAWO 算法的性能, 与经典的相同特征权重的图像分割算法进行比较. 以下分别介绍纹理和颜色信息提取、聚类和优化方法以及 ISAWO 的分割结果.

### 2.1 特征提取

图像的颜色和颜色对比度是人们识别物体的重要特征. 对图像中每一个像素, 在 RGB 颜色空间

上获取一个 3 维的颜色特征向量. 在纹理信息提取方面, 采用 Gabor 滤波器对图像卷积. Gabor 滤波器不仅在方位和空间频率上具有选择性, 在空间、频率域上也能获得良好的联合定位. Gabor 特征图像  $GFI(x, y)$  由输入图像  $I(x, y)$  与 Gabor 函数  $g(x, y)$  的卷积获得:

$$GFI(x, y) = \iint_S I(x, y) g_{\mu\nu}(\mu - x)(\nu - y) dx dy \quad (5)$$

式中  $I(x, y) \in S$ ,  $S$  表示图像域所有像素点的集合. 对图像中每一像素, 通过 Gabor 滤波器卷积运算, 获得一个 24 维的纹理特征向量.

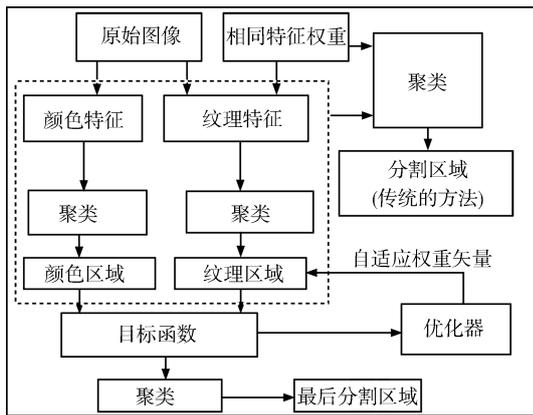


图 2 ISAWO 算法框图

Fig. 2 The framework of ISAWO

## 2.2 权重优化算法

经过 EM (Expectation-maximization) 聚类算法分别实现基于纹理和颜色特征的区域分割后, 进一步根据最大相似性的准则获得两类分割区域的优化特征向量权重. 具体描述如下:

首先, 27 维特征向量被赋予固定的初始权重值  $w = (\omega_{c_1}, \omega_{c_2}, \omega_{c_3}, \omega_{t_1}, \omega_{t_2}, \dots, \omega_{t_{24}})$ , 其中, 有 3 维是颜色特征权重, 24 维是纹理特征权重, 各权重满足以下约束:  $\sum_{j=1}^3 \omega_{c_j} = 1$ ,  $\sum_{j=1}^{24} \omega_{t_j} = 1$ , 这里  $\omega_{c_1} = \omega_{c_2} = \omega_{c_3}$ ,  $\omega_{t_1} = \omega_{t_2} = \dots = \omega_{t_{24}}$ . 算法迭代优化的目标: 在两个分别基于颜色和纹理特征分割的区域中找到最大的相似性, 故定义目标函数如下:

$$O = PR(S_c(\omega_{c_1}, \omega_{c_2}, \omega_{c_3}), S_t(\omega_{t_1}, \omega_{t_2}, \dots, \omega_{t_{24}})) \quad (6)$$

这里  $S_c$  和  $S_t$  分别是单独基于颜色和纹理特征分割而得的区域,  $PR$  (Probabilistic rand index) 指的是衡量相似性的度量<sup>[13]</sup>, 其定义如下:

$$PR(S_c, S_t) = \frac{\sum_{i,j(i<j)} [p_{ij}^{c_{ij}} (1 - p_{ij})^{1-c_{ij}}]}{\binom{N}{2}} \quad (7)$$

这里  $p_{ij}$  和  $c_{ij}$  分别表示一对像素  $i$  和  $j$  在分割区域集  $S_c$  和  $S_t$  中具有相同标签的事件. 在优化过程中, 基于颜色和基于纹理的分割结果中通常会有许多小块的非连接区域, 这些小块的非连接区域对  $PR$  指数会造成影响, 而对于正确的图像分割结果并没有太大意义. 为了避免这种情况, 应尽量减少小块非连接区域. 假定基于颜色分割和纹理分割的区域分别标记为  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$  和  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ , 定义两个区域的交集  $R$  如下:

$$R_{ij} = C_i \cap T_j, \quad i \in [1, m], j \in [1, n] \quad (8)$$

小块的非连接区域定义为

$$r = \{R_{ij} | \text{area}(R_{ij}) < \frac{A}{2 \cdot m \cdot n}\}, \quad i \in [1, m], j \in [1, n] \quad (9)$$

式中,  $A$  表示整个图像的总区域,  $m$  和  $n$  分别表示基于颜色和纹理分割后簇的数量. 由于纹理特征维数较多, 相对于颜色特征权重, 其权重值较小. 对于 3 维颜色特征, 如果同时增加颜色特征权重的话, 对其分割的区域没有影响. 为了加速优化过程, 归一化颜色特征权重值, 即有:

$$\sum_{j=1}^3 \omega_{c_j} = 1 \quad (10)$$

根据以上约束和目标函数的定义, 颜色和纹理特征权重的优化问题, 取权重矢量值使得以下目标函数最优:

$$\omega^* = \arg \min \left\{ \frac{1}{PR(S_c, S_t)} + \alpha \sum_{i \in ||r||} \frac{\text{area}(r_i)}{A} + \beta \left| \sum_{j=1}^3 \omega_{c_{j-1}} \right| \right\} \quad (11)$$

这里取初值  $\alpha = 46$ ,  $\beta = 12$ , 该数据从 100 张图像中经过 10 次交叉验证获得. 在上述目标函数作用下, 采用遗传算法 (Generic algorithm) 完成权重矢量的搜索. 遗传算法应用于颜色和纹理权重优化过程中, 首先, 进行问题编码, 即直接用位串来编码候选解, 对应于权向量不同分量量子串的长度均为 12

位, 因此, 种群中个体的染色体是一个  $12 \times 27$  位的位串; 我们采用不同的初始种群大小来选择最佳的种群大小. 在运算效率和效果上权衡, 最后, 选择了初始种群大小  $Pop\_size = 50$ . 我们采用了式 (7) 中的图像分割相似度的客观评价指标作为遗传算法中的适应度函数. 遗传算子每一次循环迭代主要执行以下操作: 选择 (Selection)、交叉 (Crossover)、变异 (Mutation)、条件中止判断. 通过一系列的实验和算法性能比较, 令交叉概率  $P_c = 0.85$ , 变异概率  $P_m = 0.08$ .

实验中, 取迭代次数为 140 次, 实际上迭代 100 次左右便可获得最佳结果. 为了减小特定的随机种子对结果的影响, 我们进行了 5 次遗传算法运算来实现特征权重值的优化, 每次的随机种子都不同, 但是结果都是类似的, 到最优值的迭代次数都是近似的.

### 3 基于 HOS 和 ISAWO 的低景深图像前景提取算法

从图 1 的 HOS 图可以看出, R、G、B 颜色通道的 HOS 图并不是完全一样, 而是存在着不可忽视的差别. 在 ISAWO 算法中, 通过迭代方式, 不断优化 R、G、B 以及纹理特征分量在图像分割中的作用权重, 因此, 本文采用 ISAWO 优化得到的颜色特征权重, 对颜色空间上的三通道 HOS 值进行加权, 以加权的 HOS 值, 作为聚焦度的测量依据.

#### 3.1 优化权重 HOS 值的计算

在 ISAWO 图像分割过程中, 通过优化算法, 得到了纹理特征以及颜色特征的优化权重, 其中

$$\sum_{j=1}^3 \omega_{c_j}^* = 1 \quad (12)$$

这里  $\omega_{c_j}^*$  分别表示在 RGB 三个颜色通道中优化权重. 结合三个通道的 HOS 值, 得到:

$$\begin{aligned} \text{HOS}_{\text{temp}}(x, y) = & \omega_{c_1}^*(x, y) \cdot m_R^{(4)}(x, y) + \\ & \omega_{c_2}^*(x, y) \cdot m_G^{(4)}(x, y) + \omega_{c_3}^*(x, y) \cdot m_B^{(4)}(x, y) \end{aligned} \quad (13)$$

对于自然图像, HOS 值通常在  $100 \sim 200\,000\,000$  之间取值. 前景对象的 HOS 值出现峰值, 而背景图像的 HOS 却都很小. 为了便于观察, 我们把这个大范围的 HOS 按比例缩小到区间  $[0, 255]$  中, 以形成 HOS 图, 于是在像素点  $(x, y)$  上, 其最终的颜色 HOS 值表示为

$$\text{HOS}(x, y) = \frac{255 \times \text{HOS}_{\text{temp}}(x, y)}{10^8} \quad (14)$$

由于 HOS 取值范围的压缩, 使得压缩后的背景图像的 HOS 变得更小. 为了实现前景对象的提取, 我们设定一个阈值, 使得 HOS 值低于该阈值, 其像素点归类为背景图像, 高于该阈值的 HOS 值对应的点为前景图像. 实验中, 阈值的选取采用了直方图统计法. 接下来, 采用 Matlab 软件提供的形态滤波方法进行一系列的缝隙填充和区域增长操作, 得到初步的前景提取结果.

#### 3.2 前景提取

在完成基于加权 HOS 值的前景提取之后, 接下来将结合 ISAWO 分割结果对前景进行更新. 为了判断图像分割后各区域是否属于前景, 要计算经图像分割后各区域占有前景 (基于 HOS 提取的前景) 的像素比值

$$\text{rof}_i = \frac{\text{Card}(R_i \cap FR)}{\text{Card}(R_i)} \quad (15)$$

这里  $\text{Card}(A)$  指的是  $A$  像素集的个数,  $\text{rof}_i$  指第  $i$  个区域占有前景像素的比值. 这样, 最后前景区域  $FR$  可以由以下准则定义:

$$FR = \{R_i | \text{rof}_i > \omega\} \quad (16)$$

如果  $\text{rof}_i$  大于一个阈值  $\omega$  (文中取  $\omega = 0.6$ ), 那么该区域  $R_i$  则属于前景.

### 4 实验结果和分析

图 3 列举了本文算法与其他同类方法, 如文献 [1] 和文献 [4] 中算法的性能比较. 文献 [1] 算法的思想主要依据高阶统计量 HOS 进行图像分割, 然后, 通过形态滤波和区域合并的方式获得聚焦前景; 文献 [4] 采用监督学习方法, 由一个包含纹理、颜色和几何特征的视觉描述子对图像各区域进行建模, 采用 Boosting 级联算法学习该视觉描述子与聚焦前景的关系, 其前景提取的依据是纹理、颜色和几何特性. 而我们的算法综合了纹理、颜色以及 HOS 三种特征, 并采用自动优化特征权重的方式, 实现了低景深图像前景提取, 图 3 为本文算法与文献 [1] 和文献 [4] 中算法的性能比较. 实验数据来自文献 [1] 和文献 [4] 中所采用的低景深图像.

从图 3 中可以看出, 三种算法均能大体提取出低景深图像的前景. 文献 [1] 在获得 HOS 图后, 采用形态滤波和区域增长的方式, 其对于高频成分不显著且不连贯的聚焦对象分割效果不佳, 如蝴蝶图左上方的黄花被消除, 最下方女孩图中, 手与头之间的缝隙无法区分开等. 文献 [4] 的分割性能与本文算法近似, 但其采用监督学习方法, 其性能与选取的训

练图像集以及测试图像有密切关系. 为了进一步评价本文算法的性能, 本文采用文献 [1, 4] 中的指标进行客观评价, 该指标定义为各算法所提取的前景图与参考的前景图 (Ground-truth masks) 的非重叠像素数量. 实验中, 首先, 通过人工标注方式获得参考前景图, 然后, 统计各算法所提取的前景图与参考前景图之间像素的非重叠数量, 该数据除以参考前景像素点的总数, 即表示未被检测到的前景像素百分比, 称之为分割误差率. 图 3 中各算法的分割误差性能如表 1 所示.

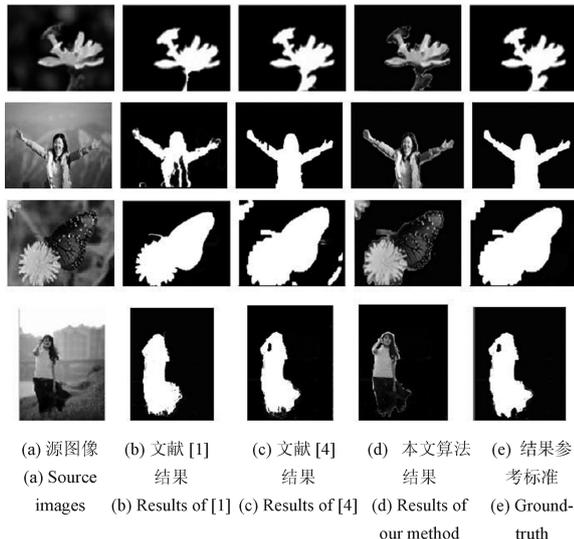


图 3 各种算法提取结果的比较

Fig. 3 Comparison the results of foreground extraction using several methods

表 1 对图 3 低景深图像前景提取的分割误差评价

Table 1 Comparison of segmentation errors using several methods for the images in Fig. 3

源图像	文献 [1] 方法	文献 [4] 方法	本文方法
Flower	0.2482	0.1282	0.1281
Fish	0.1516	0.1533	0.0855
Girl	0.2714	0.1086	0.0352
Butterfly	0.1369	0.1681	0.0798
Girl (Skirt)	0.0923	0.0805	0.0454

此外, 本文随机抽取了 45 幅低景深图像进行测试, 实验计算机主频为 2.66 GHz, 内存为 3GB, Matlab 软件为 R2007b 版本. 文献 [1] 的误差率为 0.1571, 文献 [4] 的误差率为 0.1357, 本文算法的误差率为 0.1163. 在运行速度上, 文献 [1] 的平均执行时间为 7.9967 秒, 文献 [4] 的为 4.635 秒 (该数据由文献 [4] 提供), 本文算法为 3.000208 秒. 因此, 本文算法无论分割性能还是复杂度, 都优于同类方法.

## 5 结论

本文提出了融合 HOS、纹理和颜色信息的低景深图像前景提取方法. 该方法通过颜色和纹理自动优化权重的分割算法 (ISAWO), 实现了低景深图像的区域分割, 并获得 R、G、B 三个颜色通道的优化权重. 优化的权重值对低景深图像 HOS 图进行加权, 所得到的加权 HOS 图作为聚焦的测度依据, 实现对低景深图像的初步前景提取. 最后, 根据区域划分机制和形态滤波方法, 实现了最终的聚焦前景提取. 文中从主观及客观上比较了同类算法与本文算法的性能, 通过大量实验表明, 本文算法在保证运算复杂度的同时, 也能获得较高的分割性能.

## References

- Kim C. Segmenting a low-depth-of-field image using morphological filters and region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(10): 1503–1511
- Ko J, Kim M, Kim C. 2D-to-3D stereoscopic conversion: depth-map estimation in a 2D single-view image. In: *Proceedings of SPIE*. 2007, **6696**: 66962A
- Mu Ya-Dong, Zhou Bing-Feng. A fast object extraction method based on color and texture information. *Chinese Journal of Computers*, 2009, **32**(11): 2252–2259 (穆亚东, 周秉峰. 基于颜色和纹理信息的快速前景提取方法. *计算机学报*, 2009, **32**(11): 2252–2259)
- Li H L, Ngan K N. Learning to extract focused objects from low DOF images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, **21**(11): 1571–1580
- Shi L L, Funt B. Quaternion color texture segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **107**(1–2): 88–96
- Chen J Q, Pappas T N, Mojsilovic A, Rogowitz B E. Adaptive perceptual color-texture image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(10): 1524–1536
- Wei Wei, Shen Xuan-Jing, Qian Qing-Ji. An adaptive thresholding algorithm based on grayscale wave transformation for industrial inspection images. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 944–953 (魏巍, 申铨京, 千庆姬. 工业检测图像灰度波动变换自适应阈值分割算法. *自动化学报*, 2011, **37**(8): 944–953)
- Fan Jiu-Lun, Lei Bo. Two-dimensional extension of minimum error threshold segmentation method for gray-level images. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 386–393 (范九伦, 雷博. 灰度图像最小误差阈值分割法的二维推广. *自动化学报*, 2009, **35**(4): 386–393)

- 9 Xu Jian, Ding Xiao-Qing, Wang Sheng-Jin, Wu You-Shou. Background subtraction based on a combination of local texture and color. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(9): 1145–1150

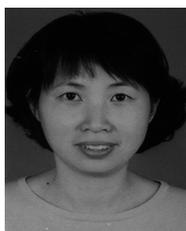
(徐剑, 丁晓青, 王生进, 吴佑寿. 一种融合局部纹理和颜色信息的背景减除方法. *自动化学报*, 2009, **35**(9): 1145–1150)

- 10 Deng Y N, Manjunath B S. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(8): 800–810

- 11 Allili M S, Ziou D. Globally adaptive region information for automatic color-texture image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(15): 1946–1956

- 12 Ilea D E, Whelan P F. CTex — An adaptive unsupervised segmentation algorithm based on color-texture coherence. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1926–1939

- 13 Unnikrishnan R, Pantofaru C, Hebert M. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(6): 929–944

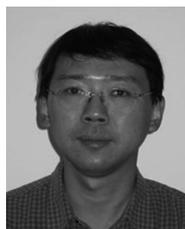


**邓小玲** 华南农业大学工程学院讲师, 博士. 主要研究方向为数字图像处理, 计算机视觉与模式识别, 电子信息技术在农业领域的应用.

E-mail: dengxl@scau.edu.cn

(**DENG Xiao-Ling** Ph. D., lecturer at the College of Engineering, South China Agricultural University. Her research interest covers image processing, computer vision, pattern recognition, and application research to agriculture.)

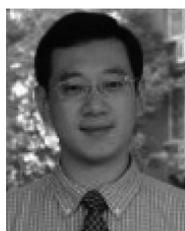
research interest covers image processing, computer vision, pattern recognition, and application research to agriculture.)



**倪江群** 中山大学信息科学与技术学院教授. 1998 年获得香港大学电机与电子工程系博士. 主要研究方向为多媒体信息隐藏和取证, 多媒体信息处理和通信. 本文通信作者.

E-mail: issjqni@mail.sysu.edu.cn

(**NI Jiang-Qun** Professor at the School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University. He received his Ph. D. degree from University of Hong Kong in 1998. His research interest covers information hiding, multimedia information processing and communication. Corresponding author of this paper.)



**李震** 华南农业大学工程学院副教授, 博士. 主要研究方向为农情信息采集, 无线传感器网络及农业装备自动控制技术.

E-mail: lizhen@scau.edu.cn

(**LI Zhen** Ph. D., associate professor at the College of Engineering, South China Agricultural University. His research interest covers agricultural information acquisition, wireless sensor network, and agricultural equipment automatic control technology.)



**代芬** 华南农业大学工程学院副教授, 博士. 2011 年获得华南农业大学博士学位. 主要研究方向为基于光谱技术的无损检测.

E-mail: sunflower@scau.edu.cn

(**DAI Fen** Ph. D., associate professor at the College of Engineering, South China Agricultural University. She received her Ph. D. degree from South China Agricultural University in 2011. Her main research interest is nondestructive testing based on the spectral technology.)