

基于改进局部二值模式算子 与蚁群优化的图像边缘提取算法^①

刘 晓 妍

江西泰豪动漫职业学院 数字媒体技术系, 南昌 330200

摘要: 设计了一种改进 LBP 耦合蚁群优化的图像边缘提取方案. 首先, 为了降低对噪声的敏感度, 通过一个大小为 3×3 窗口的均值滤波对输入图像进行处理; 其次, 在 LBP 中嵌入一个平滑函数 S , 构建了一种改进的 LBP 模型; 然后, 计算图像的改进 LBP 值与其权重, 通过改进 LBP 值与权重来体现像素间的差异程度, 有效表征边缘的细微变化; 最后, 引入蚁群优化, 通过路径优化与正负反馈求取边缘最优值, 提高边缘的清晰度和细节表示. 实验结果表明: 相对于当前常用的边缘提取方法, 本文算法提取边缘具有更高的清晰度和连续性, 能减少噪音和模糊干扰, 有效识别微小细节.

关 键 词: 图像边缘提取; LBP 算子; 均值滤波; 蚁群优化算法; 平滑函数; 改进的 LBP 算子

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2019)07-0069-08

边缘提取是图像分析中的一个重要研究领域^[1-3]. 由于边缘与噪声均为高频信息, 消除噪声时也很可能消除一部分边缘, 所以噪声抑制与边缘确定一般很难同时兼顾. 因此, 边缘提取需要同时处理好噪声抑制与边缘保持的问题^[3]. 常用的如 Laplace, LOG, Sobel 等边缘提取算法虽然操作简单, 但抗噪性弱、性能稳定性不强, 得到的边缘清晰度和完整性还需提高^[4]. 文献[5]定义了一种基于局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)的图像边缘检测技术, 但由于 LBP 对噪声敏感、对光照变化稳定性弱, 因此, 当噪声存在时, 出现了较多的伪边缘、弱边缘. 文献[6]设计了一种改进的 Canny 图像边缘提取方案, 一般噪声的抗干扰能力较好, 但是当噪声强度较大时, 边缘提取性能大大降低, 易导致误判边缘的问题. 文献[7]设计了一种基于 WT 与 SVD 的边缘提取技术, 能在噪声图像中获取清晰的边缘, 但是容易出现间断、不连续边缘.

为了降低在边缘提取过程中噪声的敏感性, 同时处理好噪声消除和边缘保持的问题, 提高边缘的清晰度、连续性、准确性, 增加边缘提取算法的适用性与稳定性, 本文基于 LBP 理论, 设计了一种改良 LBP 耦合蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)边缘提取方案. LBP 计算简单, 且具有旋转不变性和均匀不变性等优点, 但是其对噪声较敏感. 为了克服 LBP 的不足, 提高边缘定位精度, 本文在 LBP 中嵌入一个 S 函数, 定义了一种改进的 LBP 算子, 能够较好反映像素间的差异程度, 有效表示边缘的细微变化, 并进一步引入 ACO 对算法进行了优化.

① 收稿日期: 2017-05-17

基金项目: 江西省自然科学基金项目(20142BAB2029).

作者简介: 刘晓妍(1983-), 女, 讲师, 主要从事图像处理、软件工程、数据库的研究.

1 局部二值模式

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP) 是一种有效的纹理描述方法^[8-9]. 定义一个 3×3 的范围, 将与中心点相邻的 8 个点的灰度值与中心点比较, 若相邻点的灰度值小于中心点灰度值, 那么该点设定为 0, 反之为 1, 由此便生成了一个 8 位的二进制码. 对此, 可获得该窗口的 LBP 特征值, 表示为^[10]:

$$L_{\text{LBP}_{P,R}} = \sum_{i=0}^{P-1} 2^i \times f(g_i - g_c) \quad i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (1)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中: g_i 是相邻点灰度值, g_c 是中心点灰度值, P 是相邻点的个数, R 是半径.

得到所有点 (i, j) 的 LBP 特征值后, 将所有像素点 (i, j) 的 LBP 构建成一个直方图, 表示为:

$$H(l) = \sum_{i,j} g(L_{\text{LBP}}(i, j), l), \quad l \in [0, 2^P - 1] \quad (3)$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $L_{\text{LBP}}(i, j)$ 为当前点 (i, j) 的 LBP 值. 图 1 表示了一个 3×3 尺寸大小的 LBP 生成过程. 图 1(a) 展示了 3×3 窗口中每个像素点的灰度值, 中心点为黑色, 灰度值小于中心点的为灰色显示. 根据公式(1)与(2), 灰色点转换为图 1(b) 中的 0, 其他点显示为 1. 图 1(c) 为(b) 对应的二进制数转换. $\text{LBP} = 1 + 2 + 8 + 32 + 64 = 107$.

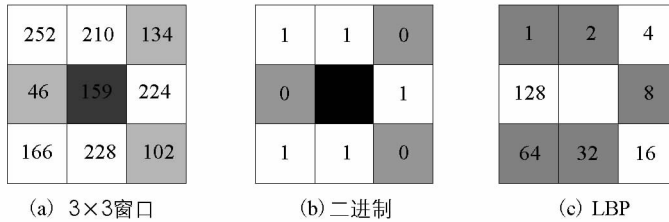


图 1 局部二值模式结构

为了提高 LBP 的适用性, 将图 1 模型扩展成为一个圆形区域(图 2). 该区域内的像素点 $P = 8$, 半径 $R = 1$, 再计算其 LBP 值.

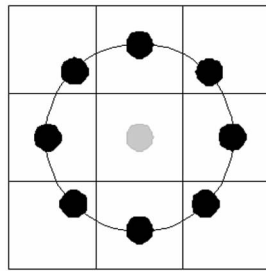


图 2 圆形 LBP 展示图

通过式(1)知, LBP 可获得 2^P 种二进制编码. 如果某个区域进行了旋转, 那么以中心点为圆心, 半径为 R 的区域内的 P 个点的 g_i 也会产生变化, 得到的 LBP 值也会相应产生变化. 因此, 针对该问题, 需要对圆形区域旋转变换, 计算其最小的 LBP 值, 定义如下:

$$L_{\text{LBP}_{P,R}}^m = \min\{R_O(L_{\text{LBP}_{P,R}}, l) \mid l = 0, 1, \dots, P-1\} \quad (5)$$

其中: $R_O(x, l)$ 为旋转方程; l 为旋转数量. 因此, 通过计算旋转变换的 LBP 最小值, 可使其具有旋转不变性.

在 LBP 计算过程中, 经常会产生一些特殊的 LBP 值, 这些特殊的 LBP 一般含有重要的信息, 能够表示丰富的细节和纹理^[11]. 因此, 为了反映 LBP 的均匀性, 可表示为:

$$L_{LBP_{P,R}}^u = \begin{cases} \sum_{i=0}^{P-1} f(g_i - g_c) & U(L_{BP_{P,R}}) \leq 2 \\ P+1 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中 U 为 LBP 中周围点的 0 与 1 间变换的数量, 定义为:

$$U(L_{BP_{P,R}}) = |f(g_{i-1} - g_c) - f(g_0 - g_c)| + \sum_{n=0}^{P-1} |f(g_i - g_c) - f(g_{i-1} - g_c)| \quad (7)$$

U 可作为纹理评价指标, U 越小越均匀; 反之, 越大表示其越不均匀. 一个 (P, R) 区域的 LBP 包括的均匀数量为 $P(P-1)+2$. 对此, 均匀 LBP 的特征度显著降低, 可在多尺度广泛适用.

为了提高 LBP 的性能, 降低计算复杂性, 设计了一种具有旋转-均匀不变性的 LBP 表示 $L_{LBP_{P,R}}^{rm}$. 将旋转不变 LBP 分成旋转-均匀不变和非均匀两种. 其中, 旋转-均匀不变共有 $P+1$ 组, 非均匀设为 1 组. 所以, $L_{LBP_{P,R}}^{rm}$ 的特征维数为 $P+2$. 因此, $L_{LBP_{P,R}}^{rm}$ 降低了特征维度, 在保持了纹理检测的同时具备了旋转不变性与灰度尺度不变性.

2 基于改进的局部二值模式耦合蚁群优化的边缘提取算法

为了提高边缘提取算法的性能, 减少噪音和模糊的影响, 本文在 LBP 的基础上, 设计了一种改进的 LBP 算法, 通过嵌入一个平滑方程 S , 称之为 S_{LBP} . 首先, 为了降低噪声的干扰, 对输入图像进行均值滤波处理, 计算图像的 S_{LBP} 特征值与权重. 然后再将当前像素的 S_{LBP} 值和前一个像素判断是否为非零, 如果是, 那么设置当前像素为白色, 突出边缘, 否则继续返回到上一步. 为了进一步提高边缘的清晰度, 降低伪边缘和弱边缘, 引入了蚁群优化算法. 本文设计的算法结构如图 3 所示.

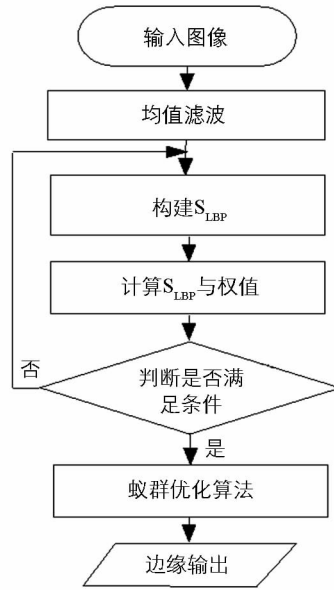


图 3 本文算法流程图

2.1 改进的 LBP

为了降低对噪声的敏感性, 对式(1) 进行演变如下:

$$T = \sum_{i=1}^8 f(g_i - g_c) \quad f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中: g_i 是相邻点灰度值; g_c 是当前点灰度值; $f(x)$ 为比较函数; T 为冗余灰度变化的阈值, 用于消除孤立点, 从而选择光滑区域的点.

LBP 算子对边缘特征的描述能力不理想. 为此, 引入一个平滑函数 S 来增强其描述能力, 定义如下:

$$S_{\xi}(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \left(\frac{2}{\pi} \right) \arctan \frac{x}{\xi} \right] \quad (9)$$

将 S 嵌入到比较函数 $f(x)$ 中可得:

$$S_{\xi}(g_i - g_c) = \begin{cases} 0 & g_i - g_c < T \\ \frac{1}{2} \left[1 + \left(\frac{2}{\pi} \right) \arctan \left(-\frac{g_i - g_c}{d} \right) \right] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $d = \frac{(g_i - g_c)^2}{g_i + g_c}$ 反映了周围的点和中心点间的相似距离, d 越小, 两个像素点越相似; T 是一个阈值, 可以过滤多余的细微变化, 以保证边缘的准确提取. 根据式(10)得出, 当两个像素点的相似差异大于 T 时, S 单调减少, 可较好减少白色线条的产生.

S 函数值按“单调”递增的顺序排序, 因此, 较大的 S 函数值其权重也较大, 表示如下:

$$S_c(g_i - g_c) = F(S(g_i - g_c)) \quad (11)$$

其中 F 为单调排序运算符.

通过在 LBP 中嵌入一个平滑函数 S , 得到一个新的 S_{LBP} , 定义如下:

$$S_{LBP} = \begin{cases} 0 & T = 0 \\ \sum_{i=1}^8 S_c(g_i - g_c) 2^{i-1} & 1 \leq T \leq 7 \\ 0 & T = 8 \end{cases} \quad (12)$$

T 的目的是为了消除孤立的噪声点. $T = 0$ 时, 为孤立噪声; $T = 8$ 时, 为孤立点或者为平滑区的点. 通过改进, 当 g_i 与 g_c 的差异程度不同时, 得到的结果也不一样. 图 4 所示为一个 3×3 窗口的 S_{LBP} . 图 4(a) 给出了 3×3 窗口中每个像素的灰度值; 图 4(b) 为与中心像素的 S_{LBP} 比较所得结果, S_{LBP} 的值为 24.

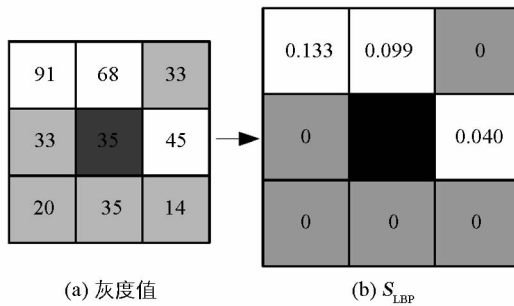


图 4 S_{LBP} 结构展示

2.2 蚁群优化算法

为了进一步提高边缘提取效率, 通过蚁群优化算法(ACO)对边缘进行优化. ACO 将图像看作 2 维空间, 一个像素当作一个节点^[12]. 本文 ACO 的边缘优化包括 4 个步骤:

1) 初始化. 对于图像 I , 选取尺寸为 $M_1 \times M_2$ 的区域的 k 个像素, 蚂蚁随机处于像素上, 设每个像素矩阵 T^n 的初始值为 T^0 .

2) 路径构造. 由于不同点对蚂蚁的吸引力不一样, 在第 n 次运动时, 蚂蚁可选取的不同路线的概率可表示为^[13]

$$P_{(l, m), (i, j)}^n = \frac{(T_{i, j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i, j})^\beta \omega_\Delta}{\sum_{(s, q) \in \Omega(l, m)} (T_{s, q}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{s, q})^\beta} \quad (13)$$

其中: $P_{(l, m), (i, j)}^n$ 为从点 (i, j) 到 (l, m) 的概率; $T_{i, j}$, $\eta_{i, j}$ 分别为点 (i, j) 的强度与启发信息; ω_Δ 是权值函数, Δ 为蚂蚁运动的方向变量, $\Delta = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3}{4}\pi$, Δ 越大, ω_Δ 越小; α, β 分别为强度和启发信息的控制参数.

3) 信息素更新. 通过每次运动后, 信息素将按下式更新:

$$T_{i,j}^{n-1} = \begin{cases} 1 - \rho \cdot T_{i,j}^{n-1} + \rho \eta_{i,j}^k & k\text{-th ant visited} \\ T_{i,j}^{n-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

其中 ρ 为控制 $T_{i,j}^{n-1}$ 的变化参数. 通过全部蚂蚁的运动, 得到的像素矩阵为

$$\mathbf{T}^{(n)} = (1 - \xi) \mathbf{T}^{(n-1)} + \xi \mathbf{T}^{(0)} \quad (15)$$

其中: ξ 是像素衰变值; $\mathbf{T}^{(0)}$ 是像素矩阵的初始值. 根据步骤 2) 与 3) 的 N 次更新, 得到新的像素矩阵 $\mathbf{T}^{(n)}$.

4) 边缘检测与优化. 为了准确判别像素点, 在 $\mathbf{T}^{(n)}$ 中引入阈值 $\tau^{[14]}$. 设初始阈值 τ_0 , 通过 $\mathbf{T}^{(n)}$ 和 τ_0 的大小关系可将像素分为 G_1 与 G_2 两部分: G_1 满足 $\mathbf{T}^{(n)} > \tau_0$, G_2 满足 $\mathbf{T}^{(n)} < \tau_0$. 分别测量 G_1 与 G_2 的平均数 $\bar{\omega}_1$ 和 $\bar{\omega}_2$, 然后通过 $\bar{\omega}_1$ 和 $\bar{\omega}_2$ 计算新的 τ , 定义为

$$\tau = \frac{\bar{\omega}_1 + \bar{\omega}_2}{2} \quad (16)$$

不断迭代运算, 直到 τ 小于预设值为止, 通过路径优化与正负反馈求取边缘最优值.

由于本文算法构建的 S_{LBP} 算子能够根据权重来精确计算像素间的差异程度, 并且利用蚁群优化算法提高性能, 从而准确提取区域边缘像素, 不仅对图像中的单一目标具有较好的检测效果, 而且对多目标的边缘提取仍然有效.

3 实验与分析

硬件环境为: Intel I3 3.50 GHz 四核 CPU, 8 GB 内存, 500 GB RAM. 软件环境为: Win7 操作系统, MATLAB 2012. 选择 3 种常见算法进行对比实验: 基于 LBP 的边缘提取算法^[5]、基于 Canny 的边缘提取算法^[6]、基于 WT 与 SVD 的边缘提取算法^[7]. 根据文献[6]与文献[12], 预设 $\tau=0.05$, Canny 算法中的阈值设为 0.03, 滤波窗口大小为 3×3 .

3.1 评价指标

为了客观地对实验提取的边缘进行评价, 将优质系数 P_τ 与边缘连续性 R 作为算法性能的衡量指标^[15]. P_τ 的值越大, 说明边缘越清晰, 细节越详细, 表达式为

$$P_\tau = \frac{1}{\max(n_o, n_d)} \sum_{i=1}^{n_d} \frac{1}{1 + \partial d_i^2} \quad (17)$$

其中: n_o 和 n_d 为完整与实际边缘上的像素点; d_i 为第 i 点边缘与完整边缘的距离.

边缘连续性 R 越大, 表示边缘连续性越好、越完整, 其表达式为^[16]

$$R = \frac{C_{EN}}{T_{EN}} \quad (18)$$

其中: C_{EN} 为连续像素数量, T_{EN} 为总像素数量.

3.2 实验结果与分析

图 5(a) 为无噪声的输入恐龙图像, 图 5(b)–(e) 分别为基于 LBP 方法、基于 Canny 方法、WT+SVD 方法以及本文设计方法得到的提取结果. 从图 5 中看出, 在不含噪声的恐龙图像中, 4 种方法得到的边缘整体均比较理想, 能够较好得到恐龙的轮廓. 但是, LBP 与 Canny 方法得到的边缘产生了细碎的边缘; WT+SVD 方法在恐龙腿部位置出现了局部断裂和繁琐边缘; 本文方法的边缘较清晰、连续性好, 准确表示了图像的结构与细节信息.

图 6 为复杂的图像边缘提取结果. 从图 6 可知, 本文算法对复杂图像的边缘检测同样具有良好性能, 能够清晰显示细节信息. 而其他算法效果不佳, 出现了一些弱边缘与边缘漏检现象.

为了验证算法的抗噪性, 借助 PS CS3 软件对图像加入不同密度的椒盐噪声后进行边缘提取实验, 实验结果见图 7, 8. 图 7(a) 为添加 5% 密度噪声的花朵图像. 由图 7 可知, 在噪声密度较低(5%)时, 图 7(b) 中的边缘提取效果不佳, 出现了较多的噪声点, 图 7(b)–(e) 比较理想, 能够反映花朵的轮廓和结构, 特别是本文方法得到的边缘相对更清晰, 无伪边缘与弱边缘, 能够表现叶子等部位的细节信息.

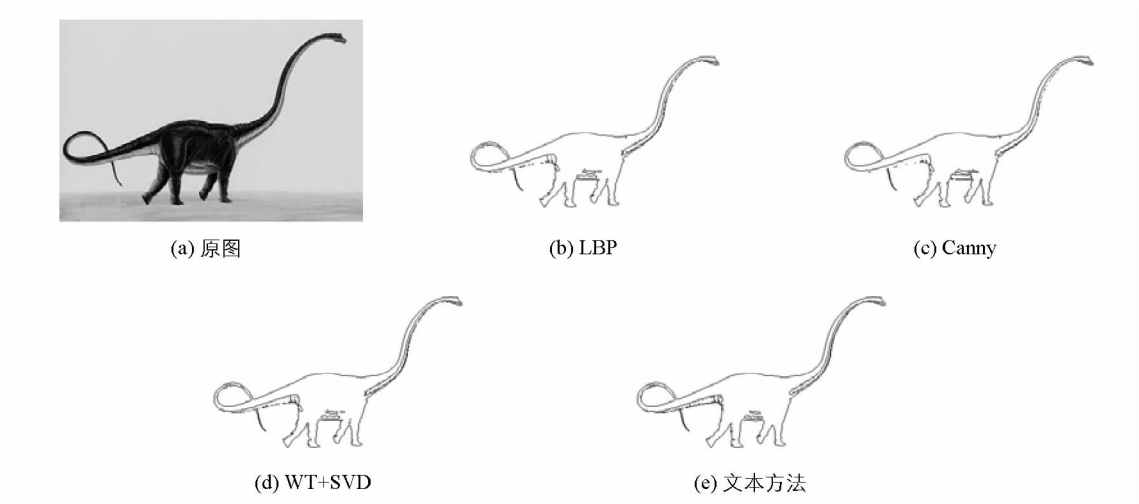


图 5 无噪声单目标图像的边缘检测

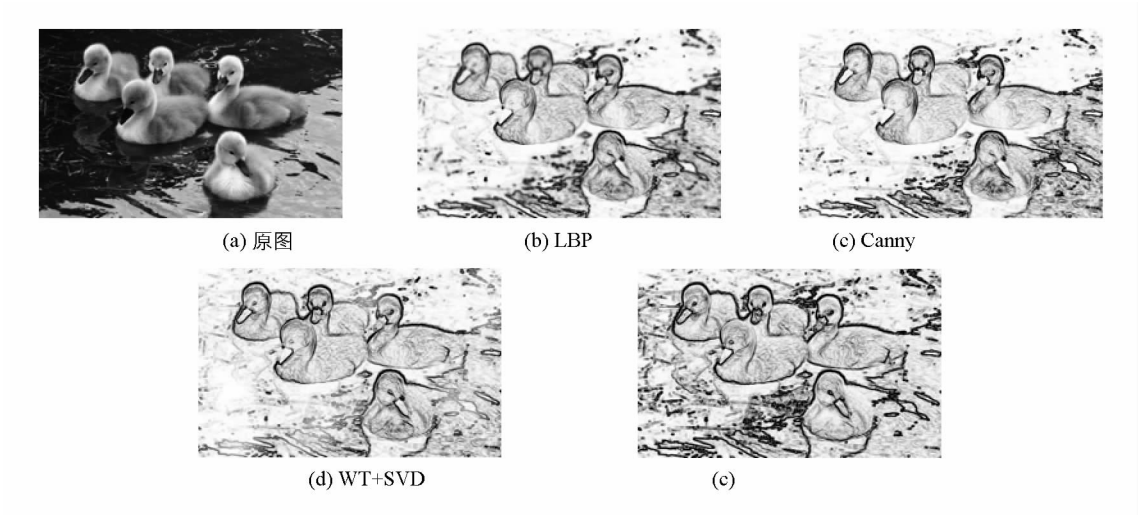


图 6 无噪声多目标图像的边缘检测

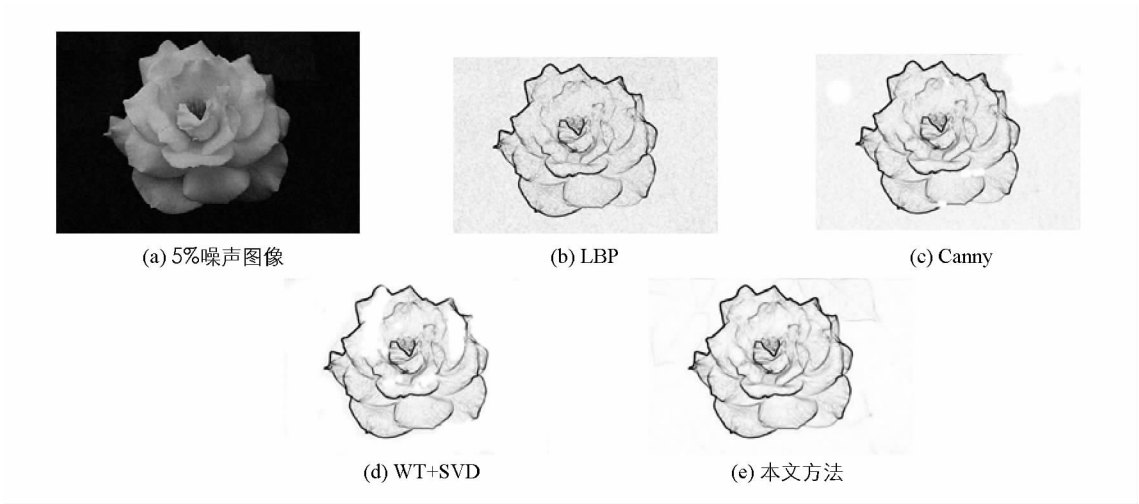


图 7 低噪声图像边缘

图 8(a)为添加 20%密度噪声的花朵图。由图 8 可知,图 8(b)产生了很多虚假边缘和噪声点;图 8(c)产生了较多的伪边缘、噪声点,得到的边缘失真,细节信息模糊;图 8(d)出现边缘间断、不连续的问题;图 8(e)得到的边缘完整,边缘定位较高。

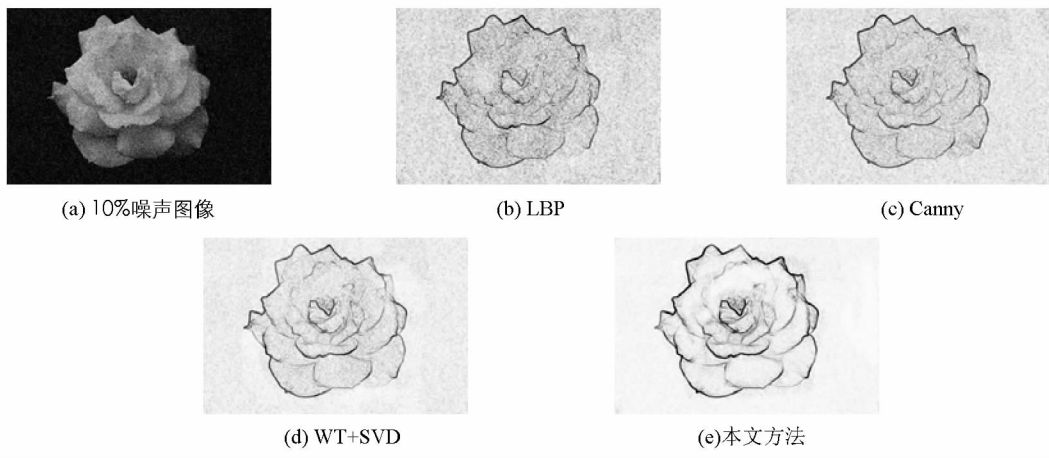


图 8 高噪声图像边缘

为了进一步测验算法的抗噪性，通过在图像中加入不同密度的椒盐噪声(5%，10%，…，40%)，再分别利用 4 种算法在不同的噪声密度下对边缘进行提取。为了定量分析所得边缘的质量，通过测量优质系数 P_r 与边缘连续性 R ，获得了不同噪声下的曲线图(图 9)。从图 9 可看出，本文方法的 P_r 与 R 曲线相对较平稳，且在相同噪声下测量的 P_r 与 R 最高。当噪声变大时，得到的 P_r 与 R 曲线也随之降低，但是本文方法下降相对平缓，而其它 3 种方法波动较大。

本文算法除了对椒盐噪声具有良好的边缘提取效果之外，对其他类型的噪声干扰同样有效，因为本文在传统的 LBP 算子中引入平滑函数 S 从而可准确计算像素间差异，过滤多余的细微变化，保证了边缘提取的准确性与完整性。

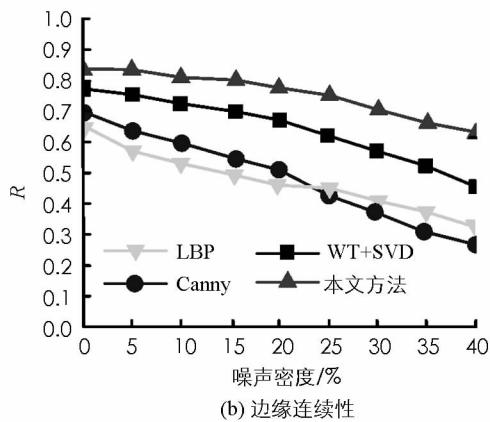
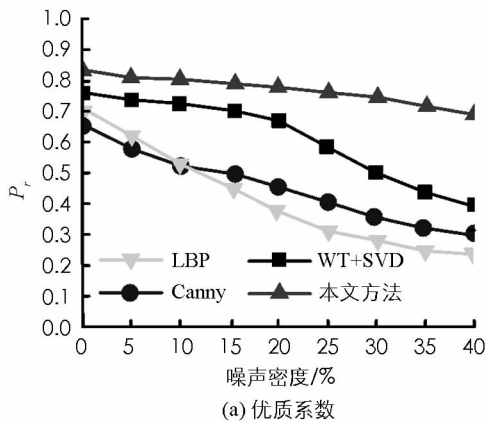


图 9 不同算法的抗噪性测试

4 结 论

为了解决噪声消除和边缘保持的矛盾，提高边缘的清晰度、连续性，本文设计了一种改进的 LBP 耦合 ACO 图像边缘提取算法。实验结果表明，本文提出的 S-LBP 方法能够有效提高边缘提取的性能，得到的边缘清晰，连续性较好。

参考文献：

[1] 郑洪英, 彭钟贤, 肖迪. 加密医学图像中的视觉无损信息隐藏算法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2014, 36(12): 157-161.

[2] 张喜红. 基于 Canny 算子脑部 CT 边缘检测方法的研究 [J]. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2016, 34(2): 80-83, 100.

- [3] RAMAPACKIYAM S S K, SWAMINATHAN A. Edge Detection for Illumination Varying Images Using Wavelet Similarity [J]. IET Image Processing, 2014, 8(5): 261-268.
- [4] 张 闯, 王婷婷, 孙冬娇, 等. 基于欧氏距离图的图像边缘检测 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 176-183.
- [5] REDDY A H, CHANDRA N S. Local Oppugnant Color Space Extrema Patterns for Content Based Natural and Texture Image Retrieval [J]. AEUE-International Journal of Electronics and Communications, 2015, 69(1): 290-298.
- [6] 许宏科, 秦严严, 陈会茹. 一种基于改进 Canny 的边缘检测算法 [J]. 红外技术, 2014, 36(3): 210-214.
- [7] 李雪艳. 基于小波变换的图像边缘检测模型研究 [D]. 安徽: 合肥工业大学, 2014.
- [8] 周丽芳, 房 斌, 李伟生. 一种自适应的 EDTLBP 人脸识别方法 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(2): 192-196, 220.
- [9] 周书仁, 殷建平. 基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征 [J]. 软件学报, 2013, 24(8): 1909-1926.
- [10] 梁淑芬, 刘银华, 李立琛. 基于 LBP 和深度学习的非限制条件下人脸识别算法 [J]. 通信学报, 2014, 35(6): 154-160.
- [11] 徐少平, 刘小平, 李春泉, 等. 基于 LBP 值对空间统计特征的纹理描述符 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(8): 769-776.
- [12] 王诏远, 王宏杰, 邢焕来, 等. 基于 Spark 的蚁群优化算法 [J]. 计算机应用, 2015, 35(10): 2777-2780, 2797.
- [13] PERSHIN Y V, VENTRA M D. Memcomputing Implementation of Ant Colony Optimization [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2016.
- [14] MENÉNDEZ H D, OTERO F E B, CAMACHO D. Medoid-Based Clustering Using Ant Colony Optimization [J]. Swarm Intelligence, 2016, 10(2): 123-145.
- [15] SHIH M Y, TSENG D C. Wavelet-based Multiresolution Edge Detection and Tracking [J]. Image and Vision Computing, 2015, 23(4): 441-451.
- [16] 贾 迪, 董 娜, 孟祥福, 等. 一种图像的连续性边缘提取方法 [J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(2): 384-389.

Edge Extraction Algorithm Based on Improved LBP Coupled ant Colony Optimization

LIU Xiao-yan

Department of Digital Media Technology, Jiangxi Tellhow Animation College, Nanchang 330200, China

Abstract: In order to solve the defects which is difficult to both noise elimination and edge preserving in the traditional LBP model, and further improve the clarity and detail information of edge extraction, a image edge extraction scheme has been designed in this paper based on improved LBP and ant colony optimization. Firstly, in order to reduce the sensitivity to noise, the input image was processed by means of a mean filter of size 3×3 . Secondly, an improved LBP model was constructed by embedding a smooth function S into LBP. And the degree of difference between pixels was reflected by improving the LBP value and weight to effectively characterization of subtle changes in edges. Finally, the best edge value was got by path optimization and positive and negative feedback, as well as introducing the ant colony optimization to improve the sharpness and detail representation of edges. Experimental results show that this algorithm has higher extraction edge sharpness and edge quality coefficient which can better reduce the noise and fuzzy interference for effectively identifying small details compared with the commonly used edge extraction methods.

Key words: image edge extraction; LBP operator; mean filter; ant colony optimization; smoothing function; improved LBP