

一种 Hough 变换与蚁群优化的云图像边缘检测算法

邢静宇¹, 高 需², 韩 璞¹

(1 南阳理工学院 软件学院, 河南 南阳 473000; 2 中国科学院 软件研究所, 北京 100190)

摘 要: 针对云图像边缘检测算法中由于噪声的存在导致边缘定位精确度降低, 边缘信息丢失和虚假边缘等问题, 提出了一种 Hough 变换(Hough Transform, HT)耦合蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)云图像边缘检测算法. 先将需处理图像进行 HT, 消除噪声和线段间隔对图像边缘的影响; 其次, 对图像像素梯度和像素圆形邻域统计均值的差值进行计算, 定义二者之间的权重函数, 并作为蚁群的信息素和启发信息; 最后, 利用蚁群优化算法, 引导蚁群搜索图像边缘, 从而完成云图像边缘提取. 实验表明: 与当前边缘检测算法比较, 此方法能够有效降低噪声影响, 获得的边缘完整、细节丰富, 边缘优质系数高, 算法效率高.

关键词: Hough 变换; 云计算; 边缘提取; 蚁群优化; 边缘信息; 像素梯度; 统计均值

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)05-0083-06

The Image Edge Extraction Algorithm Based on Hough Transform Coupling Ant Colony Optimization

XING Jing-yu¹, GAO Xu², HAN Pu¹

(1 School of Software, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473000, China;

2 Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: In order to solve the image edge detection algorithm, the edge information is affected by the noise, causing the image edge positioning accuracy is low, Edge information loss and false edges and other issues, proposed a image edge extraction algorithm based on Hough transform (HT) coupling ant colony optimization (ACO). Firstly, introducing the Hough transform to the input image, eliminating the effect of noise and line segment. Secondly, the difference between the pixel gradient of the image and the statistical average of the circular neighborhood is calculated, and the weight function between the two is constructed, and the pheromone and the heuristic information are used as the ant colony. Finally, the ant colony optimization algorithm is used to guide the ant colony to search the edge of the image, so as to finish the image edge extraction. The simulation results show that compared with the current edge detection algorithm, the edge location accuracy and the edge details are abundant, which can effectively restrain the noise, and has better robustness.

Key words: Hough transforms; Cloud; edge extraction; ant colony optimization; edge information; pixel gradient; statistical average

1 引言

云图像边缘是数字图像的重要特征之一, 边缘提取主要是获得图像中感兴趣的边缘, 是图像处理中的基础, 其在图像分割、运动检测、目标跟踪、人脸识别等

各个领域被广泛应用^[1-2]. 噪声的存在对图像边缘的完整性和准确性产生影响, 容易产生虚假边缘. 对此, 良好的边缘提取算法具有较强的鲁棒性, 既能抵抗噪声的干扰得到更加完整的边缘, 又没有虚假边缘, 从而更准确地表示图像中有意义的特征.

张志龙等人^[3]提出了基于蚁群优化的边缘检测技术. 该方法对图像中的显著边缘具有很好的检测效果, 收敛速度较快. 但该方法不能有效降低局部噪声的影响, 并且会导致变化缓慢的边缘丢失和提取虚假边缘. 李俊山等人^[4]在 Canny 的基础上提出了一种改进的 Canny 图像边缘检测技术. 但是该算法对冲击噪声比较敏感, 容易误检测为边缘, 导致边缘的信噪比变小, 当噪声密度较大时, 容易出现噪声像素统计为弱边缘现象. Marjan 等人^[5]提出的基于小波变换 (WT) 耦合数学形态学的图像边缘检测算法. 虽然 WT 在边缘提取中能较好抑制噪声, 但提取的边缘容易产生小连续的现象. 针对边缘提取中噪声对边缘信息定位精度的干扰, 使得边缘定位精确度降低, 出现虚假边缘和边缘丢失. 对此, 本文提出了一种基于 HT 耦合蚁群优化云图像边缘提取方法.

2 Hough 变换

HT 是云图像变换中的最常用的方法之一, 常用于图像中含各种相同特征的几何形状的提取和线性特征的检测, 具有良好的抗噪性和受边界间断影响小等优点. HT 主要根据点和线的关系, 通过图像上的点和对应的参数空间, 把图像中曲线提取问题转化为寻求参数空间中的峰值问题^[6-7]. 并且利用 HT 良好的方向选择性, 采用积分的思想, 根据包含当前像素点在内的局部线性特征走向获得边缘方向, 通过判断交线交点处的累加程度来完成图像边缘方向的检测.

设图像空间上局部边缘区域的线性特征满足函数:

$$y = ax + b \quad (1)$$

式中, (x, y) 为图像空间的位置, b 为常数. 在实际中一般利用极坐标形式, 表示如下:

$$\rho = x \cos \beta + y \sin \beta \quad (2)$$

其中, ρ 为该点到原点的距离, β 表示法线方向和 x 轴的夹角, 见图 1. 因此, (x, y) 上的点可表示为极坐标上 (β, ρ) 的正弦曲线.

为了提高图像 HT 的准确性, 对逐个像素点 HT 时, 设计一个降采样常数 κ , 其取值范围为 $0 \sim 1$, 因此, 模型 (2) 可演化为

$$\rho = \kappa(x \cos \beta + y \sin \beta) \quad (3)$$

式中, κ 为降采样值, 其主要作用为缩小 ρ 的变化范围, 提高边缘检测的准确度. 如果集合 (X, Y) 在 (β, ρ) 空间上形成的曲线集中于相同的位置, 那么表

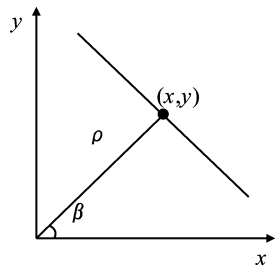


图1 线性坐标与极坐标之间的关系

明集合 (X, Y) 中的点位于一条直线上, 根据所得到的直线便可得到集合 (X, Y) 的边缘方向. 主要的步骤如下: 假设一个累加器 $A(x, y)$, (x, y) 的边缘特征表示为 $r_i(x, y)$, 选择 β 值的四个值 $(0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4})$, 利用模型 (3) 计算出四个方向的 ρ 值. 在计算的同时, 在相应的 $A_i(x, y)$ 上加 1, 通过 $A_i(x, y)$ 获取处于同一直线上点的数量, 根据在 (X, Y) 中的最大的数所对应的直线, 从而计算出直线上点的边缘方向.

HT 的运算过程简单, 对参数的依赖小, 在变换过程中考虑了像素和局部边缘方向的关系, 所以, 得到的边缘方向的准确度较高, 抗噪性得到了加强.

3 本文的边缘检测算法

本文提出了一种基于 HT 耦合蚁群优化图像边缘提取算法. 通过霍夫变换, 对输入图像进行 HT, 消除噪声和线段间隔对图像边缘的影响, 对图像像素梯度和像素圆形邻域统计均值的差值进行计算, 并作为蚁群的启发信息; 最后, 利用 ACO 算法, 引导蚁群搜索图像边缘, 从而完成图像边缘提取. 本文边缘提取的主要过程如图 2 所示.

3.1 边缘特征

云图像边缘是图像的重要特征之一, 表示了图像的轮廓信息, 一般是根据图像像素灰度值的突变情况进行确定, 因此, 利用像素梯度表示边缘特征. 本文引入统计估计技术, 例如以像素 (i, j) 为中心, 半径为 r 的圆形区域, 以倾斜角度为 α 的直线分成两部分 B_1 和 B_2 . 根据统计估计法, 像素的类型可用统计均值表示^[8]. 计算分割后两部分像素灰度的统计均值, 如果 (i, j) 处于边缘, B_1 和 B_2 的统计均值相差很大, 反之也适用. 所以, 图像的边缘为像素形成的曲线, 在曲线的两侧的像素统计均值不同, 以 8 个像素四个方向的灰度值归一化形成像素的梯度值, 如图 3 所示, 其函数表示如下:

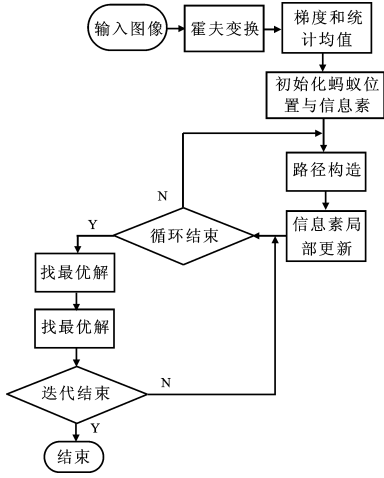


图2 本文算法流程图

$$\nabla I_{(i,j)} = \frac{1}{255} \max \begin{bmatrix} |I_{(i,j-1)}| - |I_{(i,j+1)}| \\ |I_{(i-1,j)}| - |I_{(i+1,j)}| \\ |I_{(i-1,j+1)}| - |I_{(i+1,j-1)}| \\ |I_{(i-1,j-1)}| - |I_{(i+1,j+1)}| \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $I_{(i,j)}$ 表示像素灰度值, (i,j) 为像素位置. 根据统计学理论, 对 B_1 和 B_2 的均值进行求解, 表示如下:

$$M_a^k = \frac{\sum_{i,j} I_{(i,j)}}{N} \quad (5)$$

式中, $k = 1, 2, \alpha = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$, N 为 B_1 和 B_2 中像素的数量. 因此, 两像素均值的差值可定义如下:

$$\Delta M_a^k = \begin{cases} 0, \Delta M_a^1 + \Delta M_a^2 = 0 \\ \frac{|\Delta M_a^1 - \Delta M_a^2|}{\Delta M_a^1 + \Delta M_a^2}, \Delta M_a^1 + \Delta M_a^2 \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

根据模型(6)可以看出, ΔM_a^k 越大, B_1 和 B_2 区域中像素相差越大, 因此, 其处于边缘概率越强. 根据以上描述, 像素的梯度特征对噪声和纹理, 统计均值的差值具有较强的抗噪性, 但如果边缘大可能导致信息的丢失, 因此, 为了平衡二者关系, 设计边缘信息如下:

$$f_{(i,j)} = a \Delta I_{(i,j)} + b \Delta M_{(i,j)} \quad (7)$$

式中, a 和 b 为权重值, 二者相加等于 1, 对像素梯度和统计均值进行控制.

3.2 基于蚁群优化边缘提取

根据 3.1 节的分析, 云图像的边缘特征主要与像素点密切相关, 因此, 本文利用蚁群优化算法对图像像素计算, 从而提取图像的边缘. 蚁群优化算法是把图像作为一个二维空间, 每个像素点为一个节

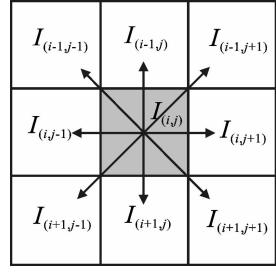


图3 3 * 3 邻域像素梯度值

点^[9-10]. 在计算过程中, 以 8 个相邻像素的信息强度和信值, 优先选定信息素分布多、信息值大的节点, 并释放信息素. 如果某点的蚂蚁走过越多, 那么该点的信息素越大, 同时将对其他蚂蚁产生更大的吸引, 从而附近的蚂蚁不断朝边缘聚集. 因此, 处于边缘点上信息素大于非边缘点. 根据信息素的分布就完成了边缘的提取. 本文蚁群优化算法的边缘提取主要由 4 部分组成.

步骤 1: 初始化设置. 对于图像 I , 随机选择大小为 $M_1 \times M_2$ 区域的 k 个像素点, 每只蚂蚁随机分布于像素点上, 令每个信息素矩阵 T^n 的初始值为常数 T^0 .

步骤 2: 路径构造. 由于每个节点对蚂蚁的吸引力不同, 在第 n 次移动中, 每只蚂蚁可选择新的路径的概率可通过如下定义:

$$P_{(l,m),(i,j)}^n = \frac{(T_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta \omega_\Delta}{\sum_{(s,q) \in \Omega(l,m)} (T_{s,q}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{s,q})^\beta} \quad (8)$$

式中, $P_{(l,m),(i,j)}^n$ 表示从像素 (i,j) 到 (l,m) 发生的概率, $T_{i,j}$, $\eta_{i,j}$ 分别为像素点 (i,j) 的信息素强度和启发信息, ω_Δ 为权重函数, Δ 为蚂蚁移动过程中相对之前的方向变量, $\Delta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$, Δ 的变化量越大, ω_Δ 越小, 反之亦然. α, β 为信息素强度和启发信息的控制因子, 根据式(7), $\eta_{i,j}$ 可定义如下:

$$\eta_{i,j} = f_{i,j} \quad (9)$$

步骤 3: 信息素更新. 经过每次移动后, 信息素的值进行一次更新. 更新函数如下:

$$T_{i,j}^{n+1} \leftarrow \begin{cases} 1 - \rho \cdot T_{i,j}^{n-1} + \rho \eta_{i,j}^k, k - \text{th ant visited} \\ T_{i,j}^{n-1}, \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, ρ 为控制 $T_{i,j}^{n+1}$ 更新因子. 根据所有蚂蚁的移动, 信息素矩阵更新如下:

$$T^{(n)} = (1 - \xi) \cdot T^{(n-1)} + \xi \cdot T^{(0)} \quad (11)$$

式中, ξ 为信息素衰变系数, $T^{(0)}$ 为信息素初始值. 通过步骤 2 和步骤 3 的 N 次迭代, 获得了能够表示图像的信息素 $T^{(n)}$.

步骤 4: 边缘判断. 为了对每个像素点进行决策判断, 确定其是否处于边缘上, 对 $T^{(n)}$ 引入一个阈值 τ 求解. 令初始阈值为 τ_0 , 根据 $T^{(n)}$ 与 τ_0 的大小关系, 将像素划分成 G_1 和 G_2 两部分, 其中 G_1 符合: $T^{(n)} > \tau_0$, G_2 符合: $T^{(n)} < \tau_0$. 分别计算 G_1 和 G_2 的平均值 $\bar{\omega}_1$ 和 $\bar{\omega}_2$, 然后, 根据得到的平均值计算新的阈值 τ , 表示为

$$\tau = \frac{\bar{\omega}_1 + \bar{\omega}_2}{2} \quad (12)$$

不断迭代, 重复以上操作, 直到得到的 τ 小于预设设定的值 ϵ .

4 实验结果

为了对云图像本文边缘提取算法的先进性进行验证, 选择边缘特征比较明显的灰度图像进行测试, 测试图像的尺寸为 384×256 . 借助 MATLAB7.0 进行仿真分析, 仿真条件为: IntelI5 四核 CPU, 2.6 GHz, 4 GB ROM, 1TB 硬盘, Win7 系统 PC 机. 为了具有可比性, 选择当前常用的图像边缘提取算法作为对照, 分别是: 文献[3]中改进的 Canny 边缘检测、文献[4]中基于蚁群优化的边缘检测和文献[5]中基于小波变换的边缘检测, 分别记为 A、B、C 算法.

4.1 参数设置

参数对算法的性能具有重大的影响, 因此, 为了更好的体现本文算法的边缘提取的性能, 通过多次试验得到了本文算法的最优参数, 表示为: 步长 $L=50$, 迭代次数 $N=4$, 区域半径 $r=4$, 权重因子 $\alpha=6$, $\beta=0.01$, 初始信息数 $T^0=0.0001$, $\rho=0.1$, $\xi=0.3$, $\epsilon=0.01$.

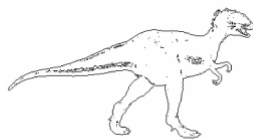
4.2 实验结果与分析

图 4 为恐龙灰度图像通过三种对照组算法与本文算法提取的图像边缘结果图. 图 4(a) 为初始图, 图 4(b)~(e) 分别为 A、B、C 与本文算法的结果. 根据图 4 中的实验结果不难看出, 四种算法对于无噪声图像得到的边缘都算比较完整, 但是, A 算法与 B 算法出现了一些细碎的边缘, C 算法在尾部产生了一些断裂现象, 而本文算法得到的边缘完整性较好, 能够详细地反映图像的结构信息. 主要是因为本文算法进行了边缘信息计算, 通过计算图像像素的梯度和统计均值, 并建立了二者之间的权重函数, 准确地识别图像边缘.

为了体现算法的适应性和抗噪性, 以图像中添加高斯噪声为例, 如图 5 所示. 图 5 为四种算法对含



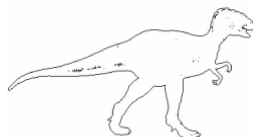
(a) 原图



(b) A 算法



(c) B 算法



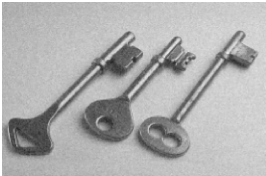
(d) C 算法



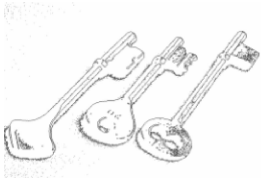
(e) 本文算法

图 4 无噪声图像边缘提取结果

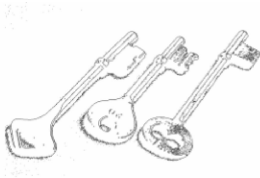
有均值为 0, 均方差为 1 的高斯噪声的实验结果图. 图 6 为四种算法对含有均值为 0, 均方差为 5 的高斯噪声的实验结果图. 图 5(a) 为含有均值为 0 均方差为 1 的钥匙灰度图像, 图 6(a) 为含有均值为 0 均方差为 5 的钥匙灰度图像, 图 5 和图 6 中 (b)~(e) 分别为对照组与本文算法提取得到的边缘结果. 依据图 5 看出, 在高斯噪声均方差较小时, 对提取的结果影响不大, 说明四种算法在低噪声时能够较好地提取边缘, 算法具有一定的抗噪性. 根据图 6 看出, 当噪声密度较大时, 图 6(b) 中提取的结果中噪声比较明显, 出现了较多的虚假边缘. 图 6(c) 中由于噪声的存在, 也出现了一些伪边缘, 丢失了一些有用的边缘信息. 图 6(d) 中算法能够一定程度上降低噪声的干扰, 提高定位准确, 但是得到的边缘出现小连续的现象. 图 6(e) 为本文算法的结果, 可看出其提取的边缘较完整, 连续性好, 大大降低了噪声的影响. 主要原因是由于 A 算法采用 WT 与中值滤波代替高斯滤波, 当噪声密度较大时, 噪声像素很容易统计为弱边缘. 而 B 算法通过线性加权将信息素、梯度值、支持区面积来计算蚂蚁经过某个点的概率, 获得图像的边缘, 但是容易导致变化缓慢的边缘丢失和提取虚假边缘. 而 C 算法中虽然 WT 在边缘提取中可以降低噪声, 但产生一些小连续边缘.



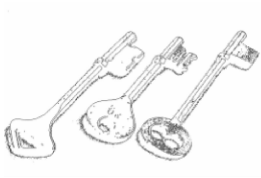
(a)噪声图像



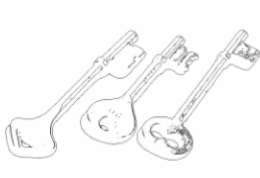
(b)A 算法



(c)B 算法

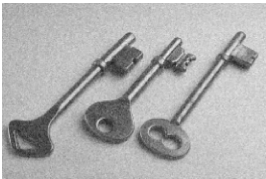


(d)C 算法

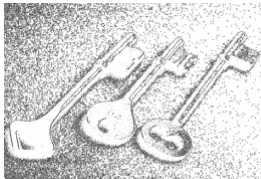


(e)本文算法

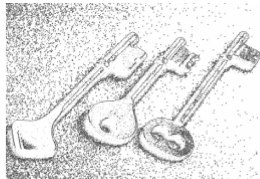
图 5 低噪声密度图像边缘提取结果



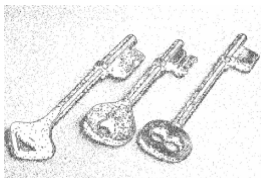
(a)噪声图像



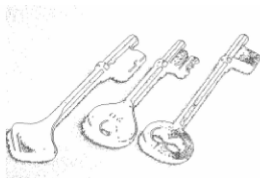
(b)A 算法



(c)B 算法



(d)C 算法



(e)本文算法

图 6 高噪声密度图像边缘提取结果

为了客观地对实验提取的边缘进行评价,引入优质系数 P_{τ} 作为评价指标^[11]. P_{τ} 的值越大,表明提取的边缘越完整,细节越详细,其定义如下:

$$P_{\tau} = \frac{1}{\max(n_o, n_d)} \sum_{i=1}^{n_d} \frac{1}{1 + \partial d_i^2} \tag{13}$$

式中, 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. 表 1 分别表示图 4、图 5 和图 6 在四种算法下得到的优质系数值. 表 2 表示四种算法所消耗的时间结果.

表 1 不同测试图像在不同算法下的 P_{τ}

	A 算法	B 算法	C 算法	本文算法
图 4	0.861 2	0.893 1	0.914 3	0.976 5
图 5	0.683 4	0.726 7	0.756 2	0.935 8
图 6	0.215 1	0.326 2	0.581 0	0.846 6

表 2 不同算法消耗的时间 s

	A 算法	B 算法	C 算法	本文算法
图 4	0.212 62	0.361 3	0.586 4	0.341 2
图 5	0.221 5	0.362 0	0.589 4	0.348 5
图 6	0.228 6	0.371 4	0.593 2	0.352 3

根据表 1 可得,在相同条件下,本文算法得到的 P_{τ} 在四种算法中最大,并且无噪声图像得到的值大于低噪声图像和高噪声图像,噪声密度越大,得到结果的 P_{τ} 越小,说明提取的边缘质量越差,本文算法中随着噪声的变化得到的 P_{τ} 改变较少,都保持了较高的 P_{τ} 值,说明其抗噪性较好. 表 2 为四种算法时间消耗对比结果,本文算法所消耗的比 B 算法和 C 算法低,稍微高于 A 算法. 综合考虑,本文算法具有较高的优质系数的同时花费的时间成本也较低.

5 结束语

针对云图像边缘提取中边缘像素定位精确度低,边缘信息丢失和虚假边缘等问题,提出了一种基于 Hough 变换耦合蚁群优化图像边缘提取算法. 利用 Hough 变换充分考虑了像素和局部边缘方向的关系,抗噪性得到了改善,通过计算像素梯度和统计均值作为蚁群优化算法中的信息素和启发信息,并且构建了二者这件的权重函数,获得最优的边缘提取结果. 通过实验证明了本文算法提取的边缘细节详细,降低了虚假边缘和弱边缘丢失问题,能有效抑制噪声,在保证提取边缘的质量的同时也提高了算法的效率.

参考文献:

[1] 乔闹,邹北骥,邓磊. 一种基于图像融合的含噪图像边缘检测方法[J]. 光电子·激光, 2012, 33 (11):

- 2215-2220.
- [2] Swaminathan A, Ramapackiyam S S K. Edge detection for illumination varying images using wavelet similarity [J]. *Let Image Processing*, 2014, 8(5):261-268.
- [3] 张志龙, 杨卫平, 李吉成. 一种基于蚁群优化的显著边缘检测算法 [J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(9): 2061-2067.
- [4] 李俊山, 马颖, 赵方舟. 改进的 Canny 图像边缘检测算法 [J]. *光子学报*, 2011, 40(1):50-54.
- [5] Marjan Kuchaki Rafsanjani, Zahra Asghari Varzaneh. Edge detection in digital images using Ant Colony Optimization [J]. *Computer Science Journal of Moldova*, 2015, 23(3):343-360.
- [6] 李敏. 高分辨率合成孔径雷达图像高速公路检测法 [J]. *计算机应用*, 2011, 31(7):1825-1828.
- [7] 高翔, 梁志伟, 徐国政. 基于 Hough 空间的移动机器人全局定位算法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2012, 26(6):484-490.
- [8] 周激流, 詹晓倩, 何坤. 基于统计估计的图像边缘检测 [J]. *沈阳工业大学学报*, 2011, 32(6):665-671.
- [9] 张健, 何坤, 郑秀清. 基于蚁群优化的图像边缘检测算法 [J]. *计算机工程*, 2011, 37(17):191-193.
- [10] 李敏花, 柏 猛. 基于蚁群优化算法的复杂背景图像文字检测方法 [J]. *计算机应用*, 2011, 31(7):1844-1846.
- [11] Shih M Y, Tseng D C. Wavelet-based multiresolution edge detection and tracking [J]. *Image and Vision Computing*, 2015, 23(4):441-451.

作者简介:

邢静宇 女, (1981-), 硕士, 讲师. 研究方向为云计算与虚拟化、计算机图像处理. E-mail: nylgxyzjy@sina.com.

高 需 男, (1982-), 博士, 讲师. 研究方向为时空数据查询处理与优化、数据挖掘.

韩 璞 男, (1985-), 硕士, 讲师. 研究方向为数据挖掘、数字图像处理.

(上接第 82 页)

- [7] Chan Yichen, Wang Kuochen, Hsu Yi Huai. Fast controller failover for multi-domain software-defined networks [C]//IEEE Conference Publications, 2015. IEEE, 2015.
- [8] Opennetworking. OpenFlow switch specification v1. 3. 0 [EB/OL]. [2016-01-09]. <https://www.opennetworking.org/images/stories/downloads/specification/openflow-spec-v1.3.0.pdf>.
- [9] Projectfloodlight. Floodlight OpenFlow controller [EB/OL]. [2016-01-09]. <http://www.projectfloodlight.org/floodlight>.
- [10] EstineEstiNet. OpenFlow network simulator [EB/OL]. [2016-01-09]. <http://www.estinet.com>.
- [11] Oliveira R L S, Shinoda A A, Schweitzer C M, et al. Using mininet for emulation and prototyping software-defined networks [C]//Communications and Computing (COLCOM), 2014 IEEE Colombian Conference on. IEEE, 2014: 1-6.

作者简介:

骆冬冬 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为 SDN(软件定义网络). E-mail: 1262784556@qq.com.

束永安 男, (1964-), 博士研究生, 教授. 研究方向为无线网络、下一代网络体系结构、SDN(软件定义网络).