

## 基于冲突再分配 DSMT 的多尺度融合边缘检测算法

乔奎贤<sup>1</sup>, 尹诗白<sup>1</sup>, 曲圣杰<sup>2\*</sup>

(1. 西安工业大学 计算机科学与工程学院, 西安 710032; 2. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

(\* 通信作者电子邮箱 qushengjie@163.com)

**摘要:**由于实际景象地物特征复杂,单一尺度边缘检测算子提取的边缘与噪声点测度差异小,因此将导致细小地物与噪声相互掺杂,边缘提取不准确的现象。针对此问题,提出了一种基于冲突再分配 DSMT 的多尺度融合边缘检测算法。首先提取图像多尺度边缘测度,接着提出双向指数映射基本置信指派构造方法构造多尺度边缘测度基本置信指派,然后采用冲突再分配 DSMT 组合规则对多尺度边缘置信指派进行融合,最后根据融合后的边缘置信指派图通过双阈值法确定边缘像素。通过对可见光和合成孔径雷达(SAR)图像的仿真实验表明,该算法相比单一尺度的 Canny 算子在边缘提取过程减小了误检和漏检边缘点数目,在抑制噪声的同时,大量保留了景象细节信息。

**关键词:**边缘检测;冲突再分配;多尺度边缘测度;基本置信指派;证据理论

**中图分类号:** TN911.73 **文献标志码:** A

### Multi-scale fused edge detection algorithm based on conflict redistribution DSMT

QIAO Kui-xian<sup>1</sup>, YIN Shi-bai<sup>1</sup>, QU Sheng-jie<sup>2\*</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710032, China;

2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** Single-scale edge detection operator itself is sensitive to noise, which leads to little difference between the real and false edge, so the edge detected by it is not accurate, because ground object character is complex and thin ground object is intermingled with noise in real environment. Therefore, a new multi-scale fused edge detection algorithm based on conflict redistribution DSMT was proposed in this paper. First, multi-scale edge measure was extracted and then evidence theory was brought in. The basic belief assignment of multi-scale edge measure was constructed by a new method of bidirectional exponent and then fused by conflict redistribution DSMT combination rule. At last, edge points were extracted by multiple thresholds. The simulation with both optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) images shows that the edge detection method of this paper suppresses noise effectively, while preserving rich details.

**Key words:** edge detection; Conflict Redistribution (CR); multi-scale edge measure; Basic Belief Assignment (BBA); evidence theory

## 0 引言

图像边缘检测是图像匹配、识别与分析等领域的基础课题,国内外在该领域展开大量的研究<sup>[1-6]</sup>。在复杂场景的实际应用中,图像往往存在负载地物并且容易受到噪声干扰,信噪比较低,单一尺度的 Canny、Sobel 和 Log 等算子提取的真实边缘与噪声点测度差异小,导致细小地物与高频噪声相互掺杂,边缘检测精度低。

边缘检测算子对噪声的鲁棒性和定位精度是相互矛盾的,小尺度算子有利于边缘定位,但对噪声极为敏感;大尺度算子虽然对噪声鲁棒性好,但边缘定位精度差,有时会丢失某些局部细节。多尺度边缘检测算法被证明是有效的<sup>[7-8]</sup>,在小尺度上可以对景象细节进行检测,在大尺度上能很好地抑制噪声,多个尺度融合后提取边缘,就可以在保留景象细节的基础上提高算法对噪声的鲁棒性。由于受到成像机理以及噪声的影响,任何边缘检测算子都存在不确定性,多尺度边缘测度之间也存在一定的冲突,证据推理理论被证明可以更好地处理具有不确定、冲突和模糊的多源信息融合问题<sup>[9]</sup>,因此可以将多尺度边缘测度的融合看作存在不确定和冲突的信息融合过程。

综上,本文提出一种基于证据推理的多尺度融合边缘提取算法。首先计算图像多尺度边缘测度响应,然后引入证据推理理论,将多尺度边缘测度作为证据推理的证据体,采用文中给出的双向指数法构造多尺度边缘测度的基本置信指派(Basic Belief Assignment, BBA),然后利用冲突再分配 DSMT 组合规则(Conflict Redistribution DSMT, CR-DSMT)进行融合,通过双阈值方法确定边缘像素点并进行非极大值抑制和细化,最后通过对可见光和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的边缘检测实验对算法的有效性进行了验证。

## 1 基于证据推理的鲁棒边缘检测算法

### 1.1 多尺度边缘检测算子提取

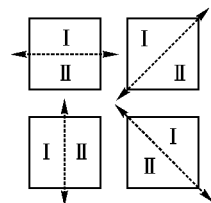


图1 ROA 算子示意图

根据成像特点,对 SAR 图像提取边缘时,采用多尺度均值比率(Ratio Of Average, ROA)算子,而对光学图像则采用多尺度高斯梯度算子提取边缘。

设区域 I 和区域 II 是中心点被直线分成的两部分, $\lambda_{1a}$ 、 $\lambda_{2a}$  分别是区域 I 和区域 II 的像

收稿日期:2011-09-19;修回日期:2011-11-24。

**作者简介:** 乔奎贤(1970-),男,陕西宝鸡人,讲师,硕士,主要研究方向:图像处理、人工智能; 尹诗白(1984-),女,四川成都人,博士研究生,主要研究方向:机器视觉、医学图像分割; 曲圣杰(1982-),男,山东烟台人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、证据推理。

素灰度均值,如图1所示。

对 SAR 图像来说,ROA 算子更适应相干斑噪声的乘性性质,定义为:

$$R = \min_{\alpha} \left\{ \min \left[ \frac{\lambda_{1\alpha}}{\lambda_{2\alpha}}, \frac{\lambda_{2\alpha}}{\lambda_{1\alpha}} \right] \right\}; 0^\circ \leq \alpha \leq 180^\circ \quad (1)$$

其中:输出响应  $R$  反映了相邻区域的差异程度, $R$  越大说明中心点边缘特性越明显,反之则说明更趋向位于均匀区域,通过改变区域的大小可以构造不同尺度下的 ROA 算子。

对可见光图像采用多尺度高斯梯度算子。高斯函数的一阶导数满足小波函数的条件,将它扩展到二维情况。

令  $\theta(x, y) = G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right\}$ , 则  $\varphi^1(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x}$ ,  $\varphi^2(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y}$  为两个小波函数,用尺度  $s$  表示伸缩性。令  $\theta_s(x, y) = \frac{1}{s^2} \theta \left( \frac{x}{s}, \frac{y}{s} \right)$ , 则  $\varphi^1(x, y) = s \frac{\partial \theta_s}{\partial x}$ ,  $\varphi^2(x, y) = s \frac{\partial \theta_s}{\partial y}$ 。在尺度  $s$  上,小波变换函数  $f(x, y) \in L^2(R^2)$  定义为:

$$\begin{cases} W_s^1 f(x, y) \\ W_s^2 f(x, y) \end{cases} \equiv \begin{cases} f * \varphi^1(x, y) \\ f * \varphi^2(x, y) \end{cases} = s \nabla (f * \theta_s)(x, y) \quad (2)$$

$f(x, y)$  的二维小波变换可以另记为:

$$\begin{cases} W_s^1 f(x, y) \\ W_s^2 f(x, y) \end{cases} \equiv \begin{cases} f * \varphi^1 \\ f * \varphi^2 \end{cases} = (n_1, n_2)^T \quad (3)$$

令  $I(x, y) = \sqrt{n_1^2 + n_2^2}$ 。其中: $n_1, n_2$  分别表示竖直和水平边缘增强图像, $I(x, y)$  为合成的边缘增强图像。当图像与小波函数卷积以后,小波变换局部模极大值点即对应图像的边缘点。当尺度因子  $s$  很小时, $\theta_s(x, y)$  的平滑作用可以忽略不计,因此可以检测出大多数的尖锐变化点; $s$  较大时,只能检测出较大结构的变化点,对噪声具有很好的抑制作用。 $f(x, y)$  的离散化形式为:

$$\begin{aligned} \tilde{W}_s^1 f(x, y) &= \sum_{m=x-(L-1)/2}^{x+(L-1)/2} \sum_{n=y-(L-1)/2}^{y+(L-1)/2} f(m, n) \varphi_s^1(x-m, y-n) \\ \tilde{W}_s^2 f(x, y) &= \sum_{m=x-(L-1)/2}^{x+(L-1)/2} \sum_{n=y-(L-1)/2}^{y+(L-1)/2} f(m, n) \varphi_s^2(x-m, y-n) \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $L$  为掩模算子的宽度,一般取波峰与波谷之间距离的两倍,满足  $L = 4s\sigma$ 。给定不同尺度  $s$ ,可以计算对应的  $\sigma$  值,从而构造多尺度高斯梯度算子。

### 1.2 基于 CR-DSmT 的多尺度边缘测度融合

本文将边缘检测作为像素的不确定推理过程,在同时包含不确定和冲突的 DSmT(Dezert-Smarandache Theory, DSmT) 框架下讨论。将边缘检测框架定义为  $\{A, B, \Theta, A \cap B\}$ , 分别表示{边缘,非边缘,不确定,冲突}。将多尺度下的边缘测度作为融合的证据体,构造 BBA 后融合。证据推理理论给出了证据融合公式,但对于 BBA 的构造始终没有统一的方法。本文提出一种双向指数 BBA 构造方法,使得噪声点与真实边缘的 BBA 差异更加明显。

设  $h_0$  表示边缘检测阈值, $h_i$  表示尺度  $\sigma$  下  $i$  点的边缘测度, $m_\sigma(A_i)$ 、 $m_\sigma(B_i)$ 、 $m_\sigma(\Theta_i)$  分别表示尺度  $\sigma$  下  $i$  点的边缘 BBA、非边缘 BBA、不确定性 BBA,容易知道像素点  $i$  的边缘 BBA 构造需要服从以下原则:

- 1) 当边缘测度  $h_i$  大于阈值时, $i$  点属于边缘的 BBA 大于非边缘 BBA,即  $h_i > h_0, m_\sigma(A_i) > m_\sigma(B_i)$ ;
- 2) 当边缘测度  $h_i$  小于阈值时, $i$  点属于非边缘的 BBA 大于边缘 BBA,即  $h_i < h_0, m_\sigma(A_i) < m_\sigma(B_i)$ ;
- 3)  $h_i$  越远离  $h_0, m_\sigma(\Theta_i)$  取值越小, $h_i$  越接近  $h_0, m_\sigma(\Theta_i)$

取值越大,当  $h_i = h_0$  时,  $m_\sigma(\Theta_i)$  取到最大值。

根据上述原则,将边缘测度采用双向指数函数进行投影,有如下计算公式:

1) 当  $h_i > h_0$ :

$$m_\sigma(A_i) = (1 - \alpha) \cdot \exp(\beta |h_i - h_0|)$$

$$m_\sigma(B_i) = (1 - \alpha) \cdot \exp(-\beta |h_i - h_0|) \quad (5)$$

2) 当  $h_i < h_0$ :

$$m_\sigma(A_i) = (1 - \alpha) \cdot \exp(-\beta |h_i - h_0|)$$

$$m_\sigma(B_i) = (1 - \alpha) \cdot \exp(\beta |h_i - h_0|) \quad (6)$$

3) 在计算  $m_\sigma(\Theta_i)$  时,首先将前面得到的  $m_\sigma(A_i)$ 、 $m_\sigma(B_i)$  进行归一化处理,然后根据式(7)得到:

$$m_\sigma(\Theta_i) = \alpha(1 - m_\sigma(A_i))(1 - m_\sigma(B_i)) \quad (7)$$

对上述 BBA 值进行归一化处理,以满足其定义的要求。其中  $\alpha$  为噪声系数,当无噪声时, $\alpha = 0$ ,当噪声完全淹没了目标时, $\alpha = 1$ ;  $\beta$  为显著性系数,与图像特性相关,通过增大  $\beta$  取值,可以增强真实边缘的测度优势,但一味地增大  $\beta$  值可能带来边缘提取的失真,需要在实际应用中适当选取。图2所示为  $\alpha = 0, \beta = 2, h_0 = 0.3$  时,边缘测度的 BBA 分配。

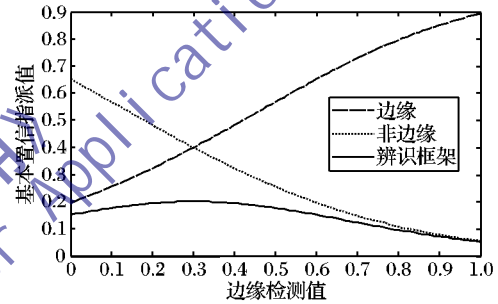


图2 边缘测度基本置信指派分配

由于不同尺度下边缘测度会存在较大冲突,而 Dempster 理论在处理高冲突问题时,会出现 Zadeh 悖论和 BBA 分配不合理情况<sup>[10]</sup>,DSmT 在多证据融合下,主焦元 BBA 难以收敛,因此采用新近提出的 CR-DSmT 组合规则<sup>[11]</sup>,该组合规则在 DSmT 辨识框架下,对冲突按一定原则再分配,解决 Zadeh 悖论的同时相对较好地处理了主焦元 BBA 收敛问题。假设辨识框架为  $2^\Theta, \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \dots\}$  为证据中的焦元,则:

$$m(\varphi) = 0 \quad (8)$$

当组合的焦元中不包含冲突焦元时:

$$m(A) = \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D\Theta \\ X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_k = A}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (9)$$

当冲突焦元之间相互组合以及冲突与不确定信息焦元组合时:

$$m(U) = \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D\Theta \\ U \triangleq u(X_1) \cup u(X_2) \cup \dots \cup u(X_k)}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (10)$$

其中  $u(X)$  是组成  $X$  的所有  $\theta_i$  的并集。

当冲突焦元与涉及产生该冲突的单焦元组合时:

$$m(U) = \sum_{\substack{X_1, X_2, \dots, X_k \in D\Theta \\ U \triangleq X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_k}} \prod_{i=1}^k m_i(X_i) \quad (11)$$

式(8)~(11)为 CR-DSmT 组合公式,将多尺度边缘测度 BBA 图像逐点采用 CR-DSmT 组合公式融合后,保留融合后的 BBA 图像。

### 1.3 双阈值法确定边缘像素

指通过上述步骤得到了融合后边缘测度 BBA 图像,统计该图像的直方图分布,选用两个阈值  $T_1$  和  $T_2$  ( $T_1 > T_2$ ),从而



得到两个边缘图像  $I_{\text{edge1}}$  和  $I_{\text{edge2}}$ 。由于  $I_{\text{edge1}}$  是使用大阈值得到的,因此含有较少的伪边缘,而可能失去细节信息,  $I_{\text{edge2}}$  阈值较小,保留了较多的细节信息的同时引入了虚假边缘点。双阈值确定边缘点的步骤如下:在图像  $I_{\text{edge1}}$  中扫描,当遇到一个非零值像素点时,在图像  $I_{\text{edge2}}$  中搜寻对应位置点的 8 邻域像素点,若在  $I_{\text{edge2}}$  中为边缘点,则将  $I_{\text{edge1}}$  中对应位置赋值为 1,最终得到的  $I_{\text{edge1}}$  即为边缘图像,最后对  $I_{\text{edge1}}$  进行非极大值抑制和细化操作。

## 2 仿真实验与分析

为了验证本文算法有效性,采用真实场景的 SAR 和光学图像进行实验,分别验证本文算法对噪声的鲁棒性以及 CR-DSmT 融合效果。实验采用计算机配置为 CPU 双核 1.6 GHz,内存 1 GB,编程语言为 Matlab 2010。光学图像为某城市地区图像,SAR 图像为华盛顿某区域图像,分辨率为 5 m/像素,两者均包含了较为复杂的地面景物。

### 2.1 算法对噪声的鲁棒性验证

首先采用本文算法提取边缘,分别与融合前单尺度提取的边缘进行对比。光学图像高斯尺度  $\sigma$  为 1,2; SAR 图像尺度为 3,5。 $\alpha$  根据定义,取值为与高斯噪声方差或斑点噪声密度相关值, $\beta = 2$ 。对光学和 SAR 图像分别施加不同强度的高斯和斑点噪声,图 3 为光学图像边缘提取结果,图 4 为 SAR 图像边缘提取结果。可以看出,由于噪声的影响,小尺度边缘提取过程中产生了大量的琐碎和虚假边缘;尺度较大时,虽然对噪声和琐碎边缘进行了有效地抑制,代价是牺牲了图像中的细节信息。本文算法提取的边缘不仅有效地抑制了噪声干扰,而且保留了图像细节信息,边缘提取更加准确。

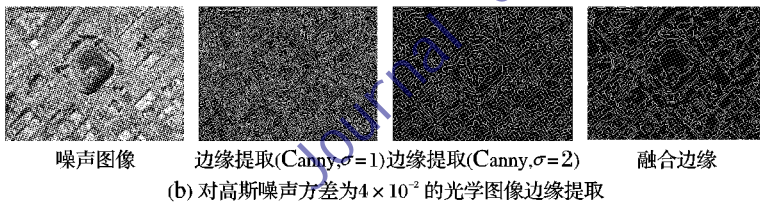
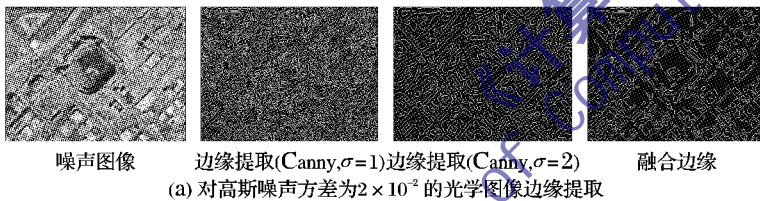


图3 光学图像边缘提取结果

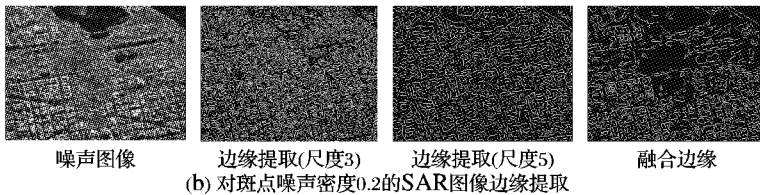
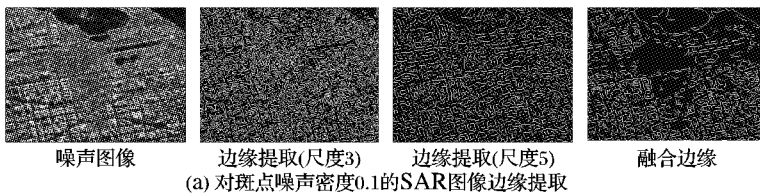


图4 SAR 图像边缘提取结果

### 2.2 CR-DSmT 融合效果验证

通过 CR-DSmT 融合,部分小尺度下误检测到的错误边缘点,边缘 BBA 减小从而剔除;而大尺度下没有检测到的细节边缘点的 BBA 增大并超过阈值,最终被成功地检测,以图 3

中光学图像施加方差为  $6 \times 10^{-2}$  高斯噪声为例,小尺度下误检测为边缘点而融合后成功剔除点数目为 18 392;大尺度下没有检测到的细节点融合后成功检测点数目为 6 082。表 1 列出了部分典型边缘点融合前后的边缘 BBA,其中序号 1~5 为表示小尺度误检融合后剔除情况,序号 6~10 表示大尺度漏检融合后成功检测情况,可以看出对于 1~5 噪声点融合前小尺度下属于边缘 BBA 较高,融合后非边缘 BBA 上升;而 6~10 真实边缘点获得了恰好相反的结果。

表1 CR-DSmT 融合结果

序号	$\sigma = 1$		$\sigma = 2$		融合后	
	$m_1(A)$	$m_1(B)$	$m_2(A)$	$m_2(B)$	$m(A)$	$m(B)$
1	0.5000	0.3090	0.2236	0.6126	0.3785	0.5714
2	0.4489	0.3534	0.2181	0.6205	0.3313	0.6192
3	0.4930	0.3149	0.2256	0.6097	0.3752	0.5744
4	0.4539	0.3488	0.2219	0.6150	0.3396	0.6104
5	0.4641	0.3397	0.2248	0.6109	0.3510	0.5986
6	0.7338	0.1451	0.3758	0.4248	0.7378	0.2241
7	0.7512	0.1346	0.4182	0.3821	0.7795	0.1857
8	0.6815	0.1776	0.3162	0.4914	0.6423	0.3132
9	0.7071	0.1614	0.3962	0.4038	0.7282	0.2314
10	0.7565	0.1315	0.4480	0.3542	0.8003	0.1667

## 3 结语

本文针对在实际应用中,图像受到噪声干扰,高频噪声与细小地物相互掺杂,导致单一尺度边缘检测算法提取边缘精度不高的问题,引入证据推理理论,提出了一种多尺度测度融合的鲁棒边缘检测算法。对图像提取多尺度边缘测度信息后,定义了辨识框架,给出了利用边缘测度构造 BBA 的双向指数方法,最后采用 CR-DSmT 理论进行融合。通过仿真实验验证了算法在复杂地物情况下,对噪声具有很好的鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] 鄯苏丹,李广侠,张翠. SAR 图像的多尺度边缘检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(3): 307-310.
- [2] 杨朝辉,陈鹰. 基于 ROC 融合准则的 SAR 边缘检测算法[J]. 光子·激光, 2010, 21(7): 1053-1057.
- [3] 凌志刚,潘泉,张绍武. 一种基于边缘测度的加权 Hausdorff 景象匹配方法[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1626-1631.
- [4] JIANG WEI, LAM K-M, SHEN TING-ZHI. Efficient edge detection using simplified Gabor wavelets[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(4): 1036-1047.
- [5] YANG H, ZHANG W. Research on image edge detection based on multi-scale wavelet transform and fuzzy clustering[J]. Computer Science, 2006, 33(1): 174-176.
- [6] FERRAIOLI G. Multichannel in SAR building edge detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(3): 1224-1231.
- [7] 才辉,张广新,张浩. 一种新的基于多测度信息融合的边缘检测算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2008, 42(10): 1671-1675.

(下转第 1055 页)

和路径规划结果。表2表示不同搜索半径 $r$ 对查询速度的影响, $r$ 的单位为km。从表2中可以看出在 $r=3\text{ km}$ 和 $r=4\text{ km}$ 时候在预处理时间少的情况下依然可以获得不错的查询效率,极端情况下 $r=0$ 时算法变为ALT算法; $r=\infty$ 时算法将仅使用CH算法,地标节点个数接近于0,启发函数不可用,也就失去了地标的参考价值。在实际应用中需要根据实验来确定合适的搜索半径,来达到效率与合理性的权衡。CHALT算法获取的解为近似解,但接近最优解,如图1(图1中黑色路径为CHALT算法,白色路径为Dijkstra算法)。CHALT算法优先选择重要的节点和边,在地图上表现为主要的街道和路口;Dijkstra算法对所有与 $(s,t)$ 相关的路径计算以获得最优解,而不会考虑节点的重要性,在实际应用中存在不合理性。CHALT算法获取的路径比Dijkstra更平滑并且更合理。

表1 各种算法的预处理时间和1000次查询的平均时间

算法	预处理		查询结果	
	预处理时间/min	每节点占用额外空间/字节	每次查询扫描节点数	平均时间/ms
Dijkstra	/	/	14 754	1 023.00
ALT(16) <sup>[3]41</sup>	2	70	6 354	47.10
REACH <sup>[3]39</sup>	5	17	4 371	4.23
CH	10	-3	311	0.18
ARC-Flags	42	25	593	0.75
SHARC	19	20	145	0.09
CHALT	4	-3	283	0.34
CHALT(BI)	4	-3	172	0.27
CHALT + TNR	6	86	84	0.07

表2 CHALT不同搜索半径对预处理和查询的影响(1000次查询)

搜索半径/km	预处理时间/min	查询结果	
		每次查询扫描节点数	平均时间/ms
1	1.2	625	0.86
2	1.8	587	0.62
3	3.1	322	0.39
4	4.3	283	0.34
5	4.8	266	0.31
6	7.3	231	0.21
7	11.0	220	0.16

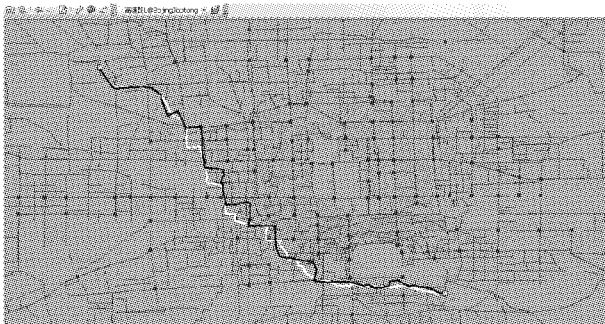


图1 使用Dijkstra算法与CHALT算法获取的最短路径

## 4 结语

为解决大规模长距离的最短路径规划问题,本文根据分段计算的思想,使用地标集将启发式搜索限制在靠近最短路径的方向。实验证明CHALT算法在保证预处理和查询效率的基础上,得出更合理的计算结果,优化后的算法查询效率更高,可以应用在大型交通网络中。下一步研究方向为以地标为导向的启发式算法在离散变权网络中的应用。

### 参考文献:

- [1] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs [J]. *Numerische Mathematik*, 1959(1): 269–271.
- [2] GOLDBERG A V, KAPLAN H, WERNECK R F. Reach for A\*: Efficient point-to-point shortest path algorithms [C]// *Proceedings of 7th International Workshop on Algorithm Engineering and Experiments*. Miami: SIAM, 2006: 129–143.
- [3] GOLDBERG A V, KAPLAN H, WERNECK R F. Better landmarks within reach [C]// *WEA'07: Proceedings of the 6th International Conference on Experimental Algorithms*. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 38–51.
- [4] GEISBERGER R, SANDERS P, SCHULTES D, *et al.* Contraction hierarchies: faster and simpler hierarchical routing in road networks [C]// *WEA'08: Proceedings of the 7th International Conference on Experimental Algorithms*. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 319–333.
- [5] KÖHLER E, MÖHRING R H, SCHILLING H. Fast point-to-point shortest path computations with arc-flags [C]// *The Shortest Path Problem: Ninth DIMACS Implementation Challenge*. Piscataway: IEEE, 2009: 41–72.
- [6] LAUTHER U. An extremely fast, exact algorithm for finding shortest paths in static networks with geographical background [EB/OL]. [2011–07–02]. <http://gi-days.de/archive/2004/downloads/gi-tage2004/vortraege/lauther.pdf>.
- [7] BAUER R, DELLING D. SHARC: Fast and robust unidirectional routing [J]. *ACM Journal of Experimental Algorithmics*, 2009, 14(12): 12–26.
- [8] DELLING D. Time-dependent SHARC-routing [J]. *Algorithmica*, 2009, 60(7): 60–94.
- [9] GOLDBERG A V, HARRELSON C. Computing the shortest path: A\* search meets graph theory, #MSR-TR-2004-24 [R]. USA: Microsoft Research, 2004.
- [10] BAST H, FUNKE S, SANDERS P, *et al.* Fast routing in road networks with transit nodes [J]. *Science*, 2007, 316(5824): 566–593.
- [11] HILGER M. Accelerating point-to-point shortest path computations in large scale networks [R]. Berlin: Technische University, 2007.
- [12] SANDERS P, SCHULTES D. Highway hierarchies hasten exact shortest path queries [EB/OL]. [2011–06–06]. <http://algo2.iti.kit.edu/schultes/hwy/esaHwyHierarchies.pdf>.
- [10] DEZERT J, SMARANDACHE F. On the generation of hyper-power-sets for the DSMT [EB/OL]. [2011–05–01]. <http://mmsip.bas.bg/mmosi/partners/s47.pdf>.
- [11] 曲圣杰,程咏梅,潘泉,等.冲突再分配DSMT及解决证据间矛盾的新方法[J].*控制与决策*,2009,24(12):1856–1860.

(上接第1052页)

- [8] 张浩,蔡晋辉,周泽魁. DS证据理论在SAR图像边缘检测中的应用[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2008, 33(1): 105–108.
- [9] SMETS P. The combination of evidence in transferable belief model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 447–458.