

# 一种面向同名线要素的距离度量方法

黄博华<sup>1</sup> 武 芳<sup>1</sup> 许俊奎<sup>2</sup> 翟仁健<sup>1</sup> 巩现勇<sup>1</sup>

1 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450052  
2 中国洛阳电子装备试验中心,河南 洛阳,471000

**摘 要:**针对已有距离度量方法在表达同名线要素空间位置差异准确性方面的不足,提出了一种面向同名线要素的距离度量方法。该方法结合 Hausdorff 距离和 Fréchet 距离的特点,首先分别将同名线要素上每个顶点在对应线上的对应点内插到对应线上,利用一阶差分的方法剔除其中的粗差点,并采用中位点进行了修正,然后依序计算每个点与对应线上点的最小欧氏距离,最后取其平均值作为最终的距离值。为了验证本方法的有效性,提出了衡量距离度量方法稳定性的平均振幅( $F$ )和准确性的准确率( $R$ )两个评价指标。通过与欧氏距离、Hausdorff 距离和 Fréchet 距离实验结果的对比分析,表明本方法的距离度量结果比较符合人类的认知特点,具有一定的实用性。

**关键词:**同名线要素;空间位置差异;距离度量方法;平均振幅;准确率

**中图法分类号:**P283; P208      **文献标志码:**A

在日常生活中,距离一般用于衡量从一个地方到另外一个地方所需工作量的大小。通常有行程时间、长度、成本等多种表达方式。同时,距离也是一种非常重要的空间概念,可用于描述空间目标之间的相对位置、分布等情况,反映空间相邻目标间的接近程度和相似程度<sup>[1]</sup>。事实上,距离已广泛应用于邻域分析、结构相似性度量、目标匹配、聚类分析等不同方面。所以说距离是一种广义的概念,由于认知角度的差异,距离具有多种表达形式:从描述空间的角度,距离可分为物理距离、认知距离和视觉距离<sup>[2]</sup>;从表达方式的角度,距离可分为定量距离和定性距离;从计算的角度,根据 GIS 所采用的数据结构不同,距离分为欧氏空间的矢量距离和数字空间的栅格距离<sup>[3]</sup>。本文的研究对象是欧氏空间的矢量距离。在矢量数据中,依据空间数据具有的不同的形态特征,距离可以进一步分为点-点、点-线、点-面、线-线、线-面、面-面等 6 种<sup>[4]</sup>,由于线要素占有较大比重以及其具有复杂的空间几何形态特征,线-线之间的距离度量方法成为研究的热点和难点。本文依据线-线之间不同的距离度量目的和不同的准确度要求,将距离进一步分为同名线要素间的距离和非

同名线要素间的距离。同名线要素相较于非同名线要素对距离度量准确度要求较高,具有重要应用价值,故本文以同名线要素间的距离度量问题为研究对象,通过对现有线要素距离度量方法的研究分析,提出了一种面向同名线要素的距离度量方法。

## 1 研究现状分析

### 1.1 研究现状

常见的线要素距离度量方法有欧氏距离、Hausdorff 距离(HD 距离)和 Fréchet 距离(FD 距离)3 种。欧氏距离是一种最常用的距离度量方法,在二维和三维空间中的欧氏距离就是两点之间的距离<sup>[5]</sup>。欧氏距离计算过程较为简单,在实际中,中点距离以及最小最大距离常用于线要素距离的近似表达;HD 距离是一种定义于两个点集上的最大-最小(max-min)距离,一般用于测量两个点集的匹配程度<sup>[6]</sup>;而 FD 距离是指两条有向线之间的最大距离<sup>[7]</sup>。相对于欧氏距离,HD 距离和 FD 距离的定义较为复杂,难以精确计算,因而具有多种不同的度量方法。线要素可以看作是一组有序点的集合,在实际计算过程中,线要素

当作一组连续的点集来处理<sup>[5]</sup>,HD 距离就是通过计算点集之间的 HD 距离来近似表达曲线之间的 HD 距离。这种方法适用于一般情况,但在匹配过程中,面对局部匹配的情况,上述方法并不能完全适用,为此,Huttenlocher 提出了局部 HD 距离度量方法<sup>[8]</sup>。邓敏等在顾及空间目标整体形状和位置分布特征的前提下,提出了一种广义的 HD 距离度量方法<sup>[9]</sup>,降低了因局部几何形状突变对距离度量的影响。文献[10-12]也对该问题进行了研究。同样,对于 FD 距离,大多数度量方法利用折线的顶点信息来近似计算线要素的 FD 距离。Eiter 等提出一种离散 FD 距离<sup>[13]</sup>;Mascret 等提出一种平均 FD 距离<sup>[7]</sup>;文献[14]依据平均 FD 距离的基本原理提出一种近似计算折线间平均距离的方法。上述研究有力地推动了线要素距离度量问题的研究和发展。值得注意的是,由于用途的差异,对距离度量准确度的要求也不同,其中同名线要素的距离度量需要较高的准确度,而上述方法在用于计算同名线要素间的距离时,存在一定的不足,需要进行改进。

1.2 当前研究中存在的不足

线要素数据是对真实世界中线状地理实体的客观表达,但由于数据在获取、处理、表达等方面的差异,使得对同一地理实体的描述存在差异。这主要体现在几何和拓扑特征的表达上存在显著的的不一致性,而几何的不一致性是最直观的差异。在理想状态下,表达同一线状地理实体数据的几何和拓扑特征应具有高度的一致性,是完全可以重合的。实际上,由于多种因素的影响,上述理想情况是不存在的。本文认为,不一致性是由于线要素在不同制图条件下位置精度、方向、大小和形状发生了不规则变化,对于位置差异的描述要顾及方向、大小和形状的影响。

同名线要素距离度量的关键是能否准确地表达两者之间的位置差异,在此基础上,度量方法的稳定性是需要进一步考虑的问题。但由于同名线要素在方向、大小和形状方面的差异,使其位置差异难以准确表达,主要原因如下。

1) 顶点数量和分布不一致。现有的距离度量方法大多是通过计算点集的距离来近似表达线要素间的距离。由于人工因素对数据采集和处理的影响,使大部分线要素包含的顶点数量和分布不一致,无法使“点-点”的距离量算一一对应。例如欧氏距离,只能通过计算线要素的中点距离或者最大最小距离近似表达线要素的距离,其结果的准确性难以保证。HD 距离是通过分别计算两

个点集中每个点到对应点集的最小距离,选取其中的最大值作为线要素的距离值,但由于顶点数量和分布的不一致,使每个顶点的最小距离存在很大的不确定性,如图 1(a)所示, $d_3$  的取值偏大,使最终距离值的准确性难以保证。

2) 长度不一致。线要素的首末点是重要的特征点,是影响最终距离值的重要因素,由于同名线要素的长度不一致,使对应首末点之间的距离存在很大的不确定性。如图 1(b)所示,连接首点的  $d_1$  明显偏大,在 HD 距离中顶点最小距离的取值就会偏大,使最终的距离值偏大。FD 距离的计算同样存在上述问题。

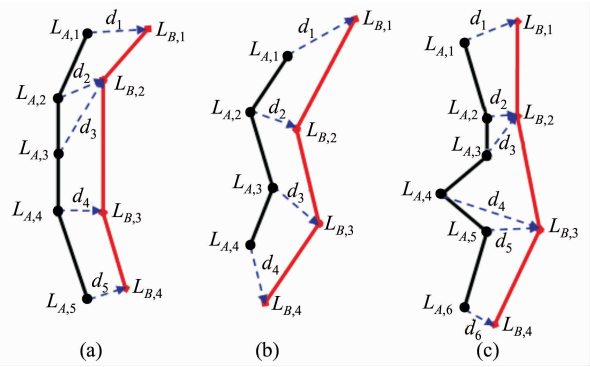


图 1 距离度量示例图  
Fig. 1 Examples of Distance Measure

3) 形状特征存在差异。受到地图尺度、制图标准、制图者经验等各种因素的影响,使同名线要素的形状特征存在显著的的不一致性。不规则的形状变化会使距离的取值产生较大波动,如图 1(c)所示,由于存在局部几何形状突变的情形,使  $d_4$  取值偏大。从人类认知的角度看,有限的形状变化对线要素间位置差异的影响较小。所以对形状差异的控制是进一步提高距离度量准确性的重要途径。邓敏提出的广义 HD 距离顾及了线要素整体几何形状特征,使距离度量结果趋于合理,但没有综合考虑点的数量和分布以及长度的不一致性对度量结果的影响。

结合以上原因分析,现有度量方法在准确性方面存在以下不足:

- (1) 没有优化线上顶点数量和分布;
- (2) 没有有效降低形状特征变化对线要素整体距离度量结果的影响。

基于此,本文提出一种面向同名线要素的距离度量方法,通过对线上顶点的数量和分布的优化,使每个点最小距离的选取更趋合理,达到提高距离度量准确性的目的。

## 2 面向同名线要素的距离度量方法

### 2.1 基本思路

本文考虑到现有方法存在的不足,结合 HD 距离和 FD 距离的特点,提出一种可以较为准确地表达同名线要素位置差异的距离度量方法,同时兼顾了度量方法的稳定性。其主要内容如下。

1) 优化线上顶点数量和分布。FD 距离比较符合人对曲线距离的空间认知,但其计算过程复杂,文献[14]依据平均 FD 的原理,分别为两条折线上的顶点找到了对应折线上的对应点,使同名折线上点的数量达到一致(图 2)。本文保留首末点为特征点,采用上述方法分别对两条线上的顶点进行加密,使点的数量和分布实现了统一。

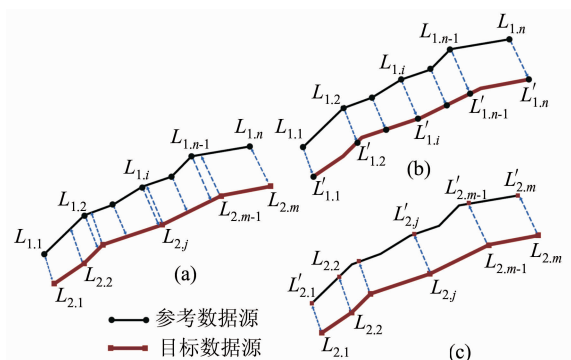


图 2 对应点的选取

Fig. 2 Example of Selecting Corresponding Point

2) 有效降低形状特征变化对线要素整体距离度量结果的影响。HD 距离反映了线要素之间的整体距离,比单纯使用欧氏距离更加合理,核心是通过计算每个点的最小距离,进而获得其中的最大值。该方法虽然遍历了线上所有的点,但其根本上是一种极限距离<sup>[7]</sup>,易受到局部几何形状突变的影响,文献[13]通过计算每个点与其对应点的距离,将这些距离的平均值作为线要素间的距离,同样会受到局部几何形状突变的影响。所以本文在优化点的数量和位置的基础上,首先利用一阶差分的思想<sup>[15]</sup>剔除线要素上可能引起几何形状突变的点,并以该线上的中位点代替,然后利用 HD 距离的原理获得每个点的最小距离,在一定程度上减小了长度不一致的影响。基于平均 FD 的原理,将最小距离的平均值作为同名线要素间的距离。

### 2.2 方法模型

当采样频率足够高(样本容量  $n > 20$ ) 时,相邻采样值之间的差距应很小,即满足  $x_i - x_{i-1} \approx x_{i-1} - x_{i-2}$ , 这样  $x_i$  的估计值:  $X_G = x_{i-1} + [x_i - x_{i-1}] \approx x_{i-1} + [x_{i-1} - x_{i-2}]$ 。依次类推,  $X_G$  的值

具有一定的稳定性,所以可以将具有较强抗差能力<sup>[15]</sup>的中位数  $\tau$  作为  $x_i$  的估计值,即  $\tau = X_G$ 。

假设  $\delta$  是判定粗差的临界值,当  $|\tau - x_i| > \delta$  时,判断  $x_i$  为粗差,并用  $\tau$  修正  $x_i$ 。通常  $\delta$  为标准差的 3 倍<sup>[16]</sup>。

设同名线要素  $A$  和  $B$ , 点集  $L_A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ , 点集  $L_B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 。其具体步骤如下。

1) 对于  $A$ , 保留首末点, 分别为  $L_A$  中的每个顶点找到其在  $B$  上同比例长度的对应点, 将这些对应点与  $L_B$  中的点组成一个新的点集  $L'_B = \{b'_1, b'_2, \dots, b'_t\} (t = m + n)$ , 同理获得另一个新的点集  $L'_A = \{a'_1, a'_2, \dots, a'_t\}$ 。

2) 依次计算  $L'_A$  中的点与  $L'_B$  中的对应点之间的距离, 组成集合  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_t\}$ , 将集合  $D$  进行升序或降序排列, 获取集合  $D$  的中位数  $\tau$ , 并对集合  $D$  作如下运算:

$$\bar{d} = d_i - \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t d_i (i = 1, 2, \dots, t)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t (d_i - \bar{d})^2}$$

式中,  $\bar{d}$  为平均值;  $\sigma$  为标准差。

3) 当  $t < 20$  时, 认为集合  $D$  中不存在粗差, 当  $t > 20$  时, 依次对集合  $D$  进行一阶差分判断, 若  $|\tau - d_i| > \delta (\delta = 3\sigma)$ , 认为  $d_i$  是粗差, 然后以  $a'_i$  为起点, 在  $d_i$  上截取长度为  $\tau$  的一部分作为新的距离  $d'_i$ , 将  $d'_i$  的末点  $b'_i$  作为修正点重新加入  $L'_B$ 。粗差修正后, 点集  $L'_A = \{a'_1, a'_2, \dots, a'_t\}$ ,  $L'_B = \{b'_1, b'_2, \dots, b'_t, \dots, b'_i, \dots, b'_t\}$ , ( $i \in [2, t-1]$ ) 则线要素  $A$  与  $B$  之间的距离定义为:

$$d_L = \text{aver}(d_L(A, B), d_L(B, A)) \quad (1)$$

其中,

$$d_L(A, B) = \text{aver}[\min_{a' \in L'_A} \min_{b' \in L'_B} \|a' - b'\|]$$

$$d_L(B, A) = \text{aver}[\min_{b' \in L'_B} \min_{a' \in L'_A} \|b' - a'\|]$$

$d_L(A, B)(d_L(B, A))$  表示集合  $L'_A(L'_B)$  中每个点到集合  $L'_B(L'_A)$  最小距离的平均值。

## 3 实验及评估

### 3.1 实验与分析

本文采用两幅不同来源的北京地区 1:50 万道路网数据进行实验, 如图 3 所示。其中图 3(c) 是图 3(a) 和图 3(b) 叠合的效果。由图 3 可见, 由于数据来源不同, 并不能完全重叠, 不仅存在明显的几何位置精度差异, 而且弧段形状特征也存在差异。实验数据属于小比例尺地图, 既包含城区

规则的线要素,又包含不规则的乡村线要素,数据形状特征较为丰富,数据量适中。

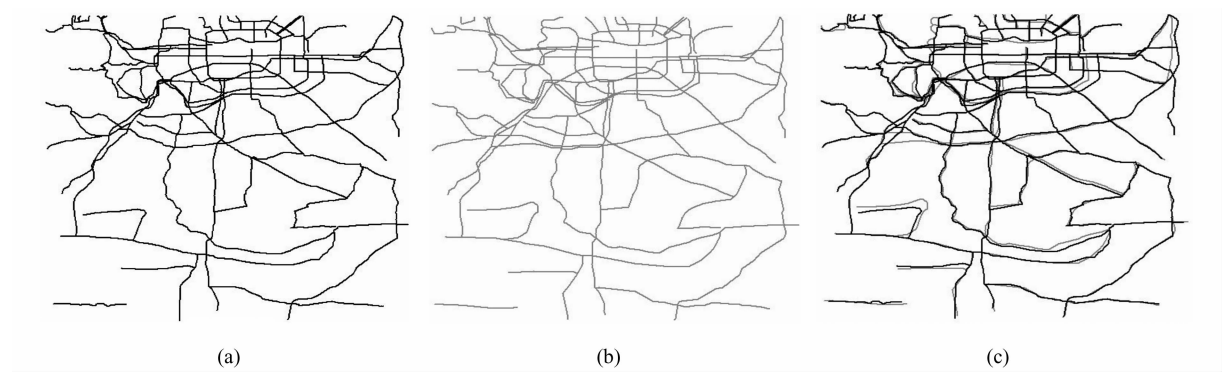


图 3 实验用图  
Fig. 3 Examples of Experiment

本文采用 4 种具有代表性距离度量方法(欧氏距离、HD 距离、FD 距离和本文方法)进行实验。其中,采用中点距离近似表达同名线要素的欧氏距离,采用点集的 HD 距离表达同名线要素间的 HD 距离<sup>[17]</sup>,采用计算折线间平均距离的方法表达同名线要素的 FD 距离。以图 3(a)为目标数据,通过对每条独立的弧段建立缓冲区( $R=0.008\text{ km}$ ,文中距离单位均为  $\text{km}$ ),选取包含于缓冲区内的参考数据(图 3(b))中有限数量的弧段作为候选同名弧段,分别与之组成弧段对,共有 603 对弧段,采用以上 4 种方法进行实验。实验结果如表 1、图 4 所示。

统计结果	距离度量方法			
	欧氏距离	HD 距离	FD 距离	本文方法
平均值	0.110 259	0.023 309	0.014 429	0.007 103
最大值	0.121 896	0.227 031	0.124 575	0.063 499
最小值	0	0	0.000 092	0

由表 1 和图 4 的结果分析可知,采用本文方法得出的距离值的变化是最平缓的,平均值为 0.007 103,最大值为 0.063 499,均是 4 种方法中最小的,而 HD 距离变化起伏较大,平均值和最大值是 4 种方法中最大的,其他两种方法介于两者之间。由此可见,本文方法更适用于对同名线要素距离的度量。为了定量评价以上 4 种方法在稳定性和准确性方面的差异,本文利用相应的评价指标进行了分析比较。

3.2 各种方法的评价

1) 平均振幅。振幅是一种物理概念,是指物体离开平衡位置的最大距离,用于表示距离的实际测量值偏离理论真值的大小。本文提出一种衡量方法稳定性的评价指标——平均振幅( $F$ )。平

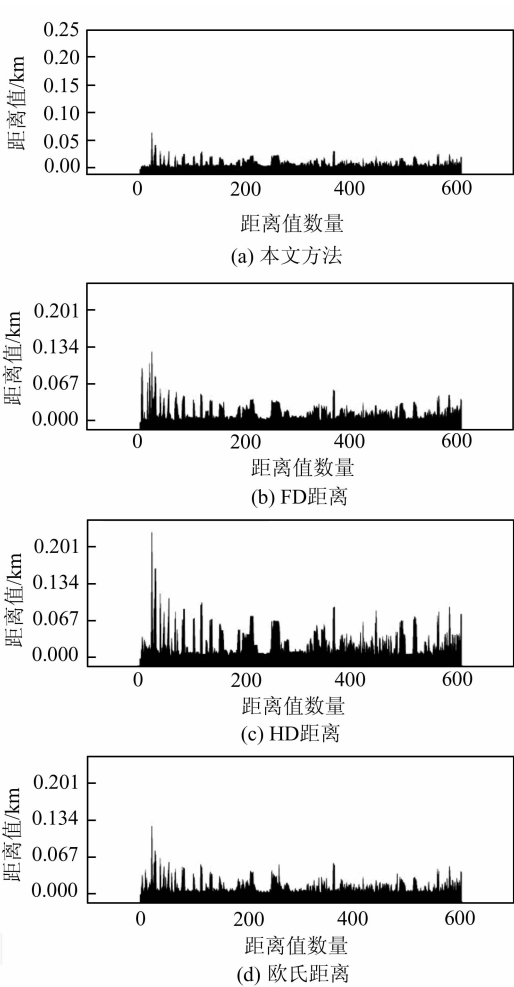


图 4 实验结果图  
Fig. 4 Results of Experiment

均振幅是指利用同一方法获取的一组距离值的振幅均值。值越小,度量方法的稳定性越高,反之则越低。其数学表达式为:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n |v_i - r_i|}{n}$$

(2)

式中, $v_i$  表示距离值; $n$  为距离值的总数; $r_i$  为对

应每个距离值的理论真值,由于真值难以测算,采用参考距离代替真值,并通过设定容差,减小误差对结果的影响,容差通常为缓冲区增长步长的整数倍。本文采用包含弧段对的最小缓冲区半径表示参考距离。最小缓冲区半径的膨胀边界与线要素的几何特征保持一致,当邻近线要素完全进入缓冲区时,用缓冲区半径的长度近似表示参考距离符合人类对线要素距离的空间认知。

由图 5 分析可知,本文方法的波动幅度最小,HD 距离的波动幅度最大,是本文方法的 4.35 倍,而欧氏距离和 FD 距离的波动幅度介于两者之间,但仍高于本文方法的波动幅度。

2) 准确率。准确性是评价度量方法好坏的关键因素。为此,本文提出一种衡量方法准确性的评价指标——准确率( $R$ )。准确率是指在一定容差条件下,量测距离值的振幅小于容差值的个数与距离值总数的比值,取值范围为 0~1。值越大,准确度越高,反之则越低。数学表达式为:

$$R = \frac{\text{Num}(T = 1)}{n}$$

(3)

其中,

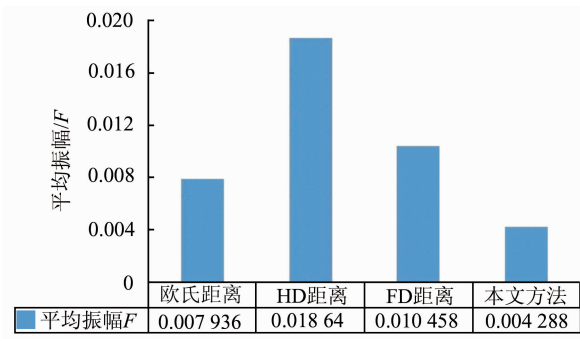


图 5 平均振幅对比  
Fig. 5 Comparing of Average Amplitude

$$T = \begin{cases} 0, & \frac{|v_i - r_i|}{k * R_{\min}} > 1, i = 1, 2, 3, \dots, n \\ 1, & \frac{|v_i - r_i|}{k * R_{\min}} < 1, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases}$$

式中, $k$ 表示预设常数(实验中分别取值为 3 和 10); $R_{\min}$ 表示缓冲区增长步长(实验中取 0.000 8); $T$ 表示距离值可信度(取值 0 或 1);Num 表示可信值的数量。

为了直观地表达 4 种度量方法在准确性方面的差异,本文将距离值的振幅  $F = |v_i - r_i|$  进行降序排列,分别设定两个容差值进行对比分析。

图 6 分别为 4 种度量方法距离偏差在两种容

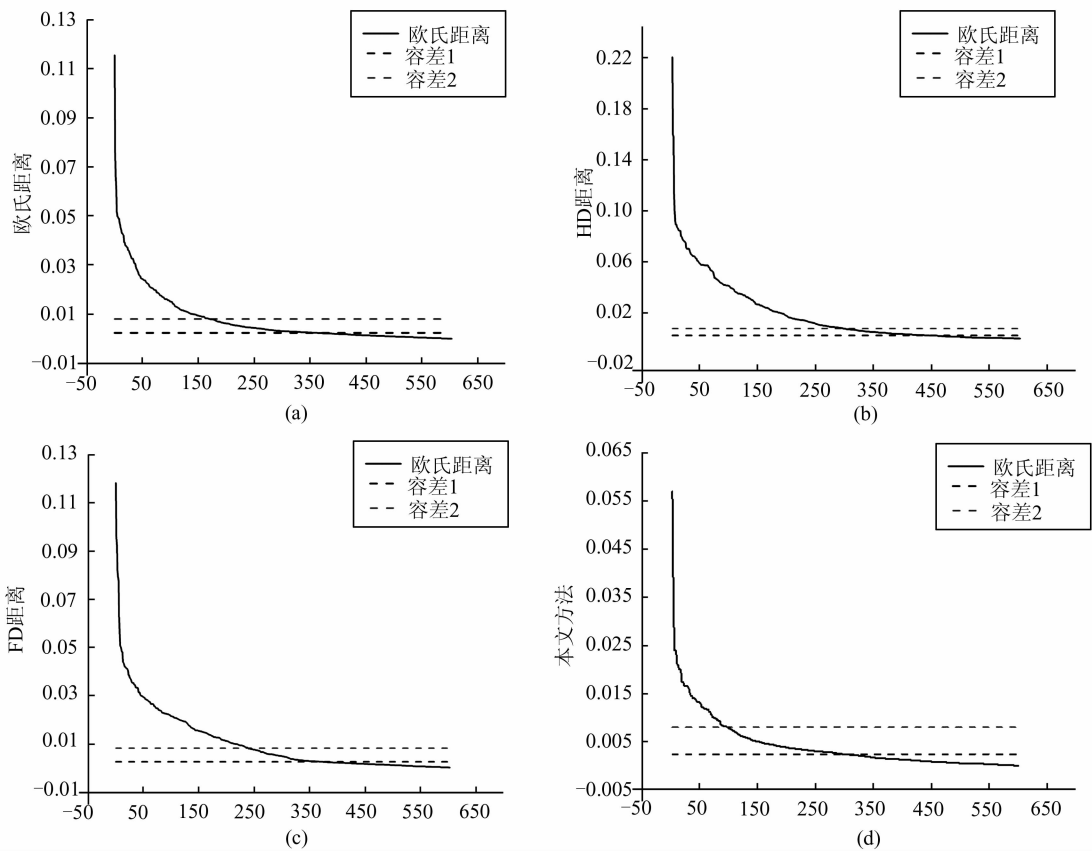


图 6 可信值数量对比  
Fig. 6 Comparison of Reliable Value Number



差条件下 Num 的变化情况。表 2 为利用式(3)计算的准确率结果。由图 6 及表 2 分析可知,当容差等于 0.002 4( $k=3$ )时,本文方法的准确率最高,欧氏距离与 FD 距离次之,HD 距离最小。当调整容差为 0.008( $k=10$ )时,本文方法准确率最高。分别计算两种容差下的 4 种方法的准确率变化值可知,本文方法的准确率变化幅度最大,而 HD 距离与 FD 距离相差不大,均小于其他两种方法。表明在容差值一定的条件下,本文方法的准确性优于其他方法,且随着容差值的变大,准确率的增长幅度同样高于其他方法,故本文方法在准确性方面具有一定的优势。

表 2 不同容差条件下准确率对比  
Tab. 2 Comparison of Accuracy Rate for  
Different Tolerance

准确率(R)	度量方法			
	欧氏距离	HD 距离	FD 距离	本文方法
容差 1(0.0024)	0.439 4	0.313 4	0.412 9	0.500 8
容差 2(0.008)	0.698 2	0.524 0	0.620 2	0.837 5
$\Delta$	0.258 8	0.210 6	0.207 3	0.336 7

4 结 语

本文方法在稳定性和准确性方面具有一定优势。值得注意的是,欧氏距离在稳定性和准确性方面优于 HD 距离和 FD 距离,但由于其原理简单,一般只适用于点要素距离的量测,在稳定性和准确性方面提升的空间不大。本文方法更加适用于同名线要素的距离度量。

参 考 文 献

[1] Frank A U. Qualitative Spatial Reasoning About Distances and Directions in Geographic Space[J]. *Journal of Visual Languages and Computing*, 1992, 3(4):343-371

[2] Briggs R. On the Relationship Between Cognitive and Objective Distance[M]. Stroudsburg:Dowden, Hutchinson and Ross,1973

[3] Chen X Y,Doihara T,Nasu M. Spatial Relations of Distance Between Arbitrary Objects in 2D/3D Geographic Spaces Based on the Hausdorff Metric[C]. LIESMARS'95,Wuhan,China,1995

[4] Guo Renzhong. Spatial Analysis [M]. Beijing: Higher Education Press, 2001(郭仁忠. 空间分析 [M]. 北京:高等教育出版社,2001)

[5] Zhai Renjian. Research on Automated Matching Methods for Multi-scale Vector Spatial Data Based on Global Consistency Evaluation[D]. Zhengzhou:

Information Engineering University,2011(翟仁健. 基于全局一致性评价的多尺度矢量空间数据匹配方法研究[D]. 郑州:信息工程大学,2011)

[6] Wang Wencheng, Li Xiaowei, Zhi Jia, et al. Contour Matching Based on Hausdorff Distance [J]. *Journal of Xi'an University of Post and Telecommunications*, 2007,12(3):91-94(王文成,李晓伟,智佳,等. 基于 Hausdorff 距离的轮廓线匹配[J]. 西安邮电学院学报,2007,12(3):91-94)

[7] Masclet A, Devogele T, Le Berre I, et al. Coast-line Matching Process Based on the Discrete Fréchet Distance[C]. The 12th International Symposium on Spatial Data Handling (SDH), Vienna, Austria, 2006

[8] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing Images Using the Hausdorff Distance [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9):850-862

[9] Deng M, Li Z L, Chen X Y. Extended Hausdorff Distance for Spatial Objects in GIS[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2007,21(4):459-475

[10] Mustière S, Devogele T. Matching Networks with Different Levels of Detail [J]. *Geoinformatica*, 2008, 12(4):435-453

[11] Volz S, Walter V. Linking Different Geospatial Databases by Explicit Relations[C]. The 20th ISPRS Congress, Istanbul, Turkey, 2004

[12] Yu X Z, Leung M. Shape Recognition Using Curve Segment Hausdorff Distance[C]. The 18th International Conference on Pattern Recognition, Hong Kong, 2006

[13] Eiter T, Mannila H. Computing Discrete Fréchet Distance[R]. Technical Report of Christian Doppler Labor für Expertensysteme, Technical University of Vienna, Austria, 1994

[14] Zhang M. Methods and Implementations of Road-network Matching[D]. Munich,Germany: Technical University of Munich, 2009

[15] Sun Tao, Zhang Hongjian. A Method of Outlier Detection and Correction Based on First Order Differential[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2002,23(2):197-199(孙涛,张宏建. 基于一阶差分的粗差剔除方法[J]. 仪器仪表学报,2002,23(2):197-199)

[16] Zhou Yuefeng, Yang Li, Yao Yannan. The Recognition and Correction Method for False Point in Data Acquisition [J]. *Process Automation Instrumentation*, 1991,20(9):12-13(周跃峰,杨莉,姚燕南. 数据采集中心虚假点的识别与纠正方法[J]. 自动化仪表,1991,20(9):12-13)

[17] Rucklidge W J. Efficient Visual Recognition Using

the Hausdorff Distance[M]. Berlin: Springer, 1996

A Method of Distance Measurement for Corresponding Linear Feature

HUANG Bohua<sup>1</sup> WU Fang<sup>1</sup> XU Junkui<sup>2</sup> ZHAI Renjian<sup>1</sup> GONG Xianyong<sup>1</sup>

1 Institute of Geographical Spatial Information, Information Engineering  
University, Zhengzhou 450052, China

2 Luoyang Electronic Equipment Test Center of China, Luoyang 471000, China

**Abstract:** In view of the current distance measurement methods in expressing the spatial location differences accuracy and deficiency of corresponding linear feature, this paper proposes a method of distance measurement for corresponding linear feature. The method combines the advantages of both hausdorff distance and fr chet distance. Firstly, the corresponding point of vertexes were interpolated into the corresponding linear. Secondly, the gross error points were eliminated by the use of first order differential and fixed it by the use of median point. Thirdly, the minimum Euclidean distance between vertexe and corresponding point was computed for every point in corresponding linear. Finally, the average of the minimum Euclidean distance was regarded as distance of corresponding linear. In order to verify the validity of the method, this paper proposes two index of evaluation. One is average amplitude (*F*) for the stability of measurement, and the other is accuracy rate (*R*) for the accuracy of measurement. Contrast test of 4 distance measurement methods illustrated that the results of test are in accord with the characteristics of human cognition approximately.

**Key words:** corresponding linear feature; spatial location differences; distance measurement method; average amplitude; accuracy

**First author:** HUANG Bohua, postgraduate, specializes in cartographic generalization, etc. E-mail: 504137174@qq.com

**Corresponding author:** WU Fang, PhD, professor. E-mail: wufang\_630@126.com

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41101362, 41171354, 41001313; the Open Research Fund of Institute of Geographical Spatial Information, Information Engineering University, No. S201408; the Open Research Fund Program of State Key Laboratory of Geo-information Engineering, No. SKGIE2013-M-4-6.

更 正

由于作者孙维君的疏忽,发表于本刊 2016 年第 41 卷第 1 期“北极新奥尔松地区 Austre Lov nbreen 冰川温度变化特征”一文中,第 81 页左栏第 14 行“高”应为“低”;右栏第 3 行和 10 行“3 m”应为“3.2 m”。