

一种改进的面目标间方向关系相似性计算模型

李靖涵¹ 巩现勇¹ 武芳¹ 黄博华¹

¹ 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450052

摘 要:在分析 Goyal 提出的经典方向相似性计算模型的局限和不足的基础上,对方向相似性的计算模型从以下 3 个方面进行了改进:首先,拓展了方向关系矩阵模型的使用范围,使其能够表达和计算有面群参与的方向关系;其次,从人们对方向差异认知的角度出发,对由单元素方向关系矩阵表达的各基本方向之间的方向距离的定义进行了改进;最后,提出利用最小元素法对多元素方向关系矩阵之间方向距离进行计算,计算原理和方法更为简单。实验证明,该改进模型计算的方向相似性值与人们对方向差异的认知相一致,而且计算方法简单,具有更广泛的适用性。

关键词:空间相似性;方向关系矩阵;方向关系相似性;空间认知

中图法分类号:P208 **文献标志码:**A

相似性是进行分类、感知、归纳和推理的基础,在人类的空间认知活动中有着重要的作用^[1-2]。空间相似性是地理信息科学领域中的重要研究内容,指两个(或多个)空间目标或空间场景之间在某一方面或某几个方面的相同程度^[3],包括空间目标几何相似性、空间关系相似性以及语义相似性。方向关系作为空间关系的重要内容,用于表达两空间目标间的方位关系,其相似性计算在模式识别^[4]、空间查询^[5]、数据匹配^[6-7]、地图综合质量评估^[8]、空间数据更新质量评估等方面有着广泛的用途。但是,由于方向关系表达的复杂性以及较差的可计算性,使得有关方向关系相似性计算的研究相对较少,这严重限制了其理论发展与应用。

Goyal 基于方向关系矩阵提出了一种利用交通运输线性规划原理进行相似性计算的方法^[9]。之后,一些学者对 Goyal 提出的计算模型进行了改进,郭庆胜^[10]提出了基于栅格数据的方向相似性计算方法,但这个方法需要将矢量数据转换成栅格形式。安晓亚^[11]基于两方向关系矩阵转换移动的方格数最少的原则对两方向关系矩阵进行了相似性度量。但是这些研究仍然存在两个方面的问题:① 计算模型复杂,可执行性较差;② 方向相似性值所表达的两方向间的相似程度与人类

对方向差异的认知习惯存在部分偏差。

基于此,本文提出了一种改进的空间方向关系相似性计算模型。

1 空间方向关系表达

空间方向关系模型是表达和计算空间目标间方位关系的重要工具^[12],也是进行方向相似性计算的基础。目前,国内外许多学者已经提出了大量的方向关系表达模型,如质心模型、2D-String 模型、矩形模型、投影模型、锥形模型、方向关系矩阵模型^[13]、方向 Voronoi 图模型^[14-15]等。与其他模型相比,方向关系矩阵模型和 Voronoi 图模型考虑了空间目标的形状信息,能够对凹形对象提供较好的方向评估,但是 Voronoi 图模型计算比较复杂。本文选择方向关系矩阵模型作为表达方向关系的模型。

1.1 方向关系矩阵

经典的方向关系矩阵模型由 Goyal 在 2000 年提出。如图 1 所示,其基本思想是使用投影法将研究目标 B 所在的空间域分为东、西、南、北、东南、东北、西南、西北以及和参考目标 A 位于同一区域的“同一”等 9 个方向片,分别用 E、W、S、N、SE、NE、SW、NW、O 来表示。

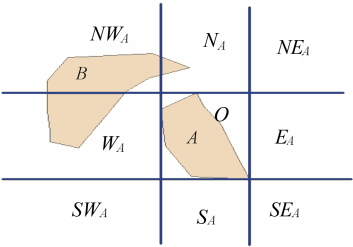


图 1 参考目标方向片分区
Fig. 1 Partitioning of Spatial Direction
Formed Around the Reference Object A

方向关系矩阵使用的是一个 3×3 的矩阵来表达两空间目标之间的方向关系的,矩阵中每个元素的值根据目标对象与各个方向片的交值来表示。方向关系矩阵分为粗糙方向关系矩阵和详细方向关系矩阵。方向关系的相似性度量是基于详细空间方向关系矩阵实施的。详细方向关系矩阵元素的值是面目标对象 B 在对应方位区域中的面积与目标对象面积的比值:

$$\text{Dir}(A, B) = \begin{bmatrix} \frac{S(NW_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(N_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(NE_A \cap B)}{S(B)} \\ \frac{S(W_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(O_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(E_A \cap B)}{S(B)} \\ \frac{S(SW_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(S_A \cap B)}{S(B)} & \frac{S(SE_A \cap B)}{S(B)} \end{bmatrix} \quad (1)$$

1.2 面向群组目标的复杂方向关系矩阵模型

Goyal 的方向关系矩阵是针对单个对象设计的,并不能直接应用于由多个面目标组成的面群目标间的方向关系的计算^[16]。然而,在多尺度表达和制图综合中,小比例尺中一对一的方向关系,在相邻较大比例尺中对应的可能是多对多的方向关系。

要计算相邻比例尺数据间对应空间对象间的方向相似性,就必须对方向关系矩阵进行拓展,建立表达有面群参与的复杂方向关系矩阵模型。有面群参与的方向关系计算可分为简单面相对于面群、面群相对于简单面、面群相对于面群三种情况,下面以面群相对于面群的方向关系的计算为例,对方向关系矩阵的拓展方法进行说明,其他两种情况方向关系矩阵的求法可用相似的方法求得。

设参考面群 A 由简单面目标 A_1, A_2, A_3 组成,表示为 $A = \{A_1, A_2, A_3\}$,目标面群 B 由简单面目标 B_1, B_2 组成,表示为 $B = \{B_1, B_2\}$ 。首先根据面群 A 在两坐标轴上的投影将空间分为 9 个方向片,分别用 $E, W, S, N, SE, NE, SW, NW$ 、

O 表示(图 2);其次,根据子目标对象 $B_i (i=1, 2)$ 位于各方向片的面积比,求出简单面 B_1, B_2 相对于参考面群 A 的详细方向关系矩阵 $\text{Dir}(A, B_1), \text{Dir}(A, B_2)$;最后,计算组成目标对象各个子对象 B_i 相对于参考面群的方向关系矩阵的加权和,求出面群 B 相对于面群 A 的方向关系,其中权值为各个子对象 B_i 的面积与面群 B 的面积之比。设 $\text{Dir}(A, B)$ 表示面群对象 B 相对于面群对象 A 的方向关系矩阵,那么, $\text{Dir}(A, B)$ 的值为:

$$\text{Dir}(A, B) = \lambda_1 \text{Dir}(A, B_1) + \lambda_2 \text{Dir}(A, B_2) \quad (2)$$

式中, $\lambda_1 = \frac{\text{area}(B_1)}{\text{area}(B)}, \lambda_2 = \frac{\text{area}(B_2)}{\text{area}(B)}$; $\text{area}(B)$ 表示空间对象 B 的面积。

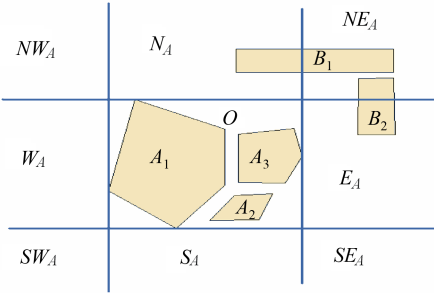


图 2 面群间方位关系描述
Fig. 2 Description of Direction Relations
Between Areal Object Groups

2 改进的方向关系相似性计算模型

2.1 方向概念间距离的改进

为了计算两个方向关系间的相似性, Goyal 引入了“方向距离”的概念,并按照一定的法则定义了任意两方向概念间的方向距离(表 1),具体的定义方式可参照文献[9]。在 Goyal 的定义中,两相同方向概念间的方向距离为 0, NW 与 SE 、 NE 与 SW 间的方向距离最大都为 4。

根据 Goyal 对方向概念距离的定义,“东”与“西”间的方向距离等于“东”与“南”的方向距离(同为 2),小于“东”与“西南”的方向距离 3,然而这种大小关系反映的方向差异与人们的认知习惯存在着明显的不一致。造成这种不一致的根源在于 Goyal 对“东”与“西”间的方向距离定义与人对方向差异的认知不一致。按照人对方向差异的认知习惯,当一个目标绕参考目标旋转 180° 时,方向变化最大,此时方向最不相似,方向距离也应最大,即两个相反的方向概念之间的距离最大。因此,“东”与“西”、“南”与“北”等方向概念间的方向

距离应定义为最大值 4。改进后的方向概念距离如表 2 所示,加粗数字表示改进的方向距离。改进后的各方向概念间的距离反映的差异大小更符合人们对方向差异的认知习惯。

表 1 方向片之间的方向距离

Tab. 1 Distances Between the Basic Directional Tiles

Dist	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	O
N	0	1	2	3	2	3	2	1	1
NE	1	0	1	2	3	4	3	2	2
E	2	1	0	1	2	3	2	3	1
SE	3	2	1	0	1	2	3	4	2
S	2	3	2	1	0	1	2	3	1
SW	3	4	3	2	1	0	1	2	2
W	2	3	2	3	2	1	0	1	1
NW	1	2	3	4	3	2	1	0	2
O	1	2	1	2	1	2	1	2	0

表 2 改进的方向片之间的方向距离

Tab. 2 Improved Distances Between the Basic Directional Tiles

Dist	N	NE	E	SE	S	SW	W	NW	O
N	0	1	2	3	4	3	2	1	1
NE	1	0	1	2	3	4	3	2	2
E	2	1	0	1	2	3	4	3	1
SE	3	2	1	0	1	2	3	4	2
S	4	3	2	1	0	1	2	3	1
SW	3	4	3	2	1	0	1	2	2
W	2	3	4	3	2	1	0	1	1
NW	1	2	3	4	3	2	1	0	2
O	1	2	1	2	1	2	1	2	0

2.2 基于最小元素法求解的方向相似性计算方法

Goyal 基于方向关系矩阵模型提出了方向相似性值的计算公式。设 D_0 、 D_1 表示两个方向关系矩阵,方向相似性的计算公式为:

Similarity(D_0, D_1) = 1 - $\frac{d(D_0, D_1)}{d_{\max}}$ (3)

式中, $d(D_0, D_1)$ 表示方向关系矩阵之间的距离; $d_{\max}$ 表示两方向关系矩阵之间的最大距离,可以证明其值为 4。

由相似性值的计算公式可知,要计算两方向关系矩阵之间的相似值,就要求出两方向关系矩阵之间的方向距离。§ 2.1 中已经给出了单要素方向关系矩阵之间的方向距离,对于单要素与多要素方向关系矩阵之间的方向距离,可以通过求加权和得到(具体可参考文献[9])。但是对于多要素方向关系矩阵之间的方向距离却比较难求,这主要是因为两方向关系矩阵中非零元素之间如何移动及移动量难以确定。Goyal 将两方向关系矩阵的最小转换代价定义为两方向关系矩

阵所表达方向的方向距离,并将问题转化成了交通运输最小代价的求解问题,然后以“西北角”算法为基础进行多次迭代优化的方法对最小代价进行求解,这种求解方法运算过程复杂,时间代价较大,限制了方向相似性计算模型的应用。

本文提出利用最小元素法对转换代价进行求解,基本思想是构建两方向关系矩阵的转换问题表(图 3,类似于平衡运输问题表),优先安排转换问题表中概念距离最小的两方向片之间的转换需求,然后满足概念距离次小的两方向片之间的转换需求,依次进行下去直到转换完毕为止。设 D_0 、 D_1 表示两多元素方向关系矩阵,基于最小元素法的方向距离计算步骤如下:

1) 通过 $\Delta^0 = D_0 - D_1$ 求出两方向关系矩阵的矩阵差 Δ^0 ,根据矩阵差 Δ^0 构建如图 3 所示的方向关系矩阵转换问题表。 $s_1, s_2, \cdots, s_n$ 表示矩阵差 Δ^0 的正元素值, $W_i (1 \leq i \leq n)$ 为 s_i 对应的方向片; $d_1, d_2, \cdots, d_m$ 表示矩阵差 Δ^0 的负元素值, $M_j (1 \leq j \leq m)$ 为 d_j 对应的方向片; C_{ij} 为方向片 W_i 与方向片 M_j 之间的概念距离(表 2); x_{ij} (初始值为 0) 为需要求出的方向片 W_i 向方向片 M_j 转移的数量值; m, n 表示矩阵差 Δ^0 中正、负元素的个数,其取值范围都为 $[1, 9]$,且满足 $4 \leq m + n \leq 9$ 。

	M_1	M_2	$\cdots$	M_m	
w_1	$\begin{matrix} x_{11} \\ C_{11} \end{matrix}$	$\begin{matrix} x_{12} \\ C_{12} \end{matrix}$	$\cdots$	$\begin{matrix} x_{1m} \\ C_{1m} \end{matrix}$	s_1
w_2	$\begin{matrix} x_{21} \\ C_{21} \end{matrix}$	$\begin{matrix} x_{22} \\ C_{22} \end{matrix}$	$\cdots$	$\begin{matrix} x_{2m} \\ C_{2m} \end{matrix}$	s_2
$\vdots$	$\vdots$			$\vdots$	
w_n	$\begin{matrix} x_{n1} \\ C_{n1} \end{matrix}$	x_{n2}	$\cdots$	$\begin{matrix} x_{nm} \\ C_{nm} \end{matrix}$	s_n
	d_1	d_2	$\cdots$	d_m	

图 3 方向关系矩阵转换问题表

Fig. 3 Transportation Tableau Between Two DRM

2) 从构建的方向关系矩阵转换问题表中寻找方向概念距离最小的 C_{ij} ,设最小的元素为 C_{pq} ,比较 s_p 和 d_q 的大小关系:

- (1) 若 $s_p > d_q$,则 x_{pq} 的值更新为 d_q ,并划去第 q 列,同时将 d_q 值更新为 0,将 s_p 的值更新为 $s_p = s_p - d_q$;
- (2) 若 $s_p = d_q$,则 x_{pq} 的值更新为 s_p ,并划去第 p 行和第 q 列,并将 s_p 、 d_q 的值都更新为 0;
- (3) 若 $s_p < d_q$,则 x_{pq} 的值更新为 s_p ,并划去第 p 行,同时将 d_q 值更新为 $d_q = d_q - s_p$,将 s_p 的值更新为 0。
- 3) 除去划去的行或列,对于未划去的行和列

构成的转换问题表重复步骤 2),直至转换完毕,此时的 x_{ij} 的值即为转换代价最小的各个方向片之间的移动量,最后将两方向关系矩阵 $\mathbf{D}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 的方向距离通过式(4)求得即可。

$$d(\mathbf{D}_0, \mathbf{D}_1) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m C_{ij} \cdot x_{ij} \tag{4}$$

上面对算法的描述比较抽象,下面以两多元素方向关系矩阵 $\mathbf{D}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 间的方向距离求解为例(图 4)进行说明:

$$\mathbf{D}_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0.84 & 0.1 \\ 0 & 0.06 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.21 & 0.01 \\ 0 & 0.72 & 0.06 \end{bmatrix}$$

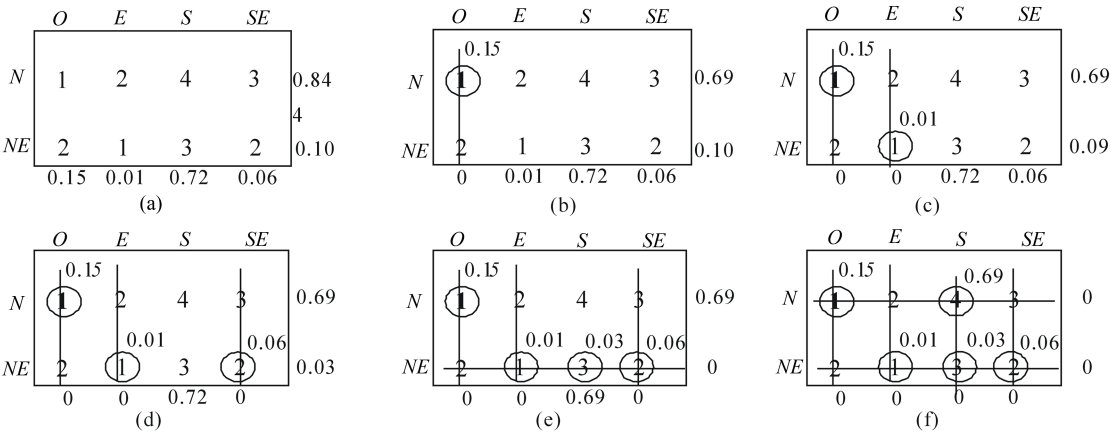


图 4 最小元素算法的求解过程

Fig. 4 Course of the Computation Based on the Minimum Element

$$\Delta^{01} = \mathbf{D}_0 - \mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0.84 & 0.1 \\ 0 & -0.15 & -0.01 \\ 0 & -0.72 & -0.06 \end{bmatrix}$$

首先求出 $\mathbf{D}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 的矩阵差 Δ^{01} ,并转换为方向关系矩阵转换问题表(图 4(a));图 4(b)~4(f)为基于最小元素法的求解过程。图 4(b)表示寻找值最小的 C_{ij} 为 C_{11} ,且 $s_1 > d_1$,故 $x_{11} = d_1 = 0.15$,同时划去第一列,更新 $s_1 = s_1 - d_1 = 0.69, d_1 = 0$;图 4(c)表示剩余 C_{ij} 中值最小的元素为 C_{22} ,且 $s_2 > d_2$,故 $x_{22} = d_2 = 0.01$,并划去第二列,更新 $s_2 = s_2 - d_2 = 0.09, d_2 = 0$;图 4(d)表示剩余 C_{ij} 中值最小的元素为 C_{24} ,且 $s_2 > d_4$,故 $x_{24} = d_4 = 0.06$,同时划去第四列,更新 $s_2 = s_2 - d_4 = 0.03, d_4 = 0$;图 4(e)表示剩余中 C_{ij} 中值最小的元素为 C_{23} ,且 $s_2 < d_3$,故 $x_{23} = s_2 = 0.03$,划去第二行,更新 $s_2 = 0, d_3 = d_3 - s_2 = 0.69$;图 4(f)表示最后一步求得 $x_{13} = s_1 = d_3 = 0.69$ 。

最终求得的各个 x_{ij} 的值为 $x_{11} = 0.15, x_{13} = 0.69, x_{22} = 0.01, x_{23} = 0.03, x_{24} = 0.06$,通过式(4)求得 $\mathbf{D}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 两方向关系矩阵之间的距离为 3.13。再通过式(3)求得 $\mathbf{D}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 间方向相似性值为 0.22。

基于最小元素的方向相似性计算方法能够满足 Goyal 优化算法的迭代终止条件,且求得的转换代价与 Goyal 通过迭代求得的转换代价相同,即得到的方向距离是一样的,并没有损失计算结

果的精度,但是本算法不需要通过多次迭代,因此算法更为简单。

3 实验分析

为验证改进的方向相似性计算模型的科学性,本文基于 ArcEngine 平台利用 C# 编程实现了以上改进的算法。为更好体现本文计算模型的合理性和适用性,实验分为两组,分别从人类方向差异性认知的角度和方向相似性计算在面状空间数据多尺度表达中方向不一致检测中的应用角度对改进模型的正确性和使用价值进行验证。

3.1 认知实验

本文方向相似性的认知实验分为两组数据,如图 5(a)、5(b)。第一组数据图 5(a)中编号为“0”的图和第二组数据图 5(b)中编号为“0”的图分别为两组数据的参考场景,但是第一组数据中的参考场景中目标对象(浅色面状对象)位于参考对象(深色面状对象)的西北方向,第二组数据中的参考场景中目标对象(浅色面状对象)位于参考对象(深色面状对象)的正北方向。每组数据中 17 个是参考场景中目标对象绕参考对象顺时针旋转到不同位置的场景,分别利用 Goyal 和本文提出的方向相似性计算模型计算每个场景与对应参考场景的方向相似性值,用 S_0 和 S_1 分别表示 Goyal 模型和本文改进模型计算的方向相似值,如图 5 所示。

为了更清楚地表达两种计算模型反映的方向相似性的变化规律,将计算结果以曲线的形式可视化表达出来,如图 6(a)~6(d),横坐标表示场景编号,纵坐标表示对应场景与参考场景的方向相似性值。图 6(a)、6(b)分别表示第一组实验两种计算模型反映的方向相似性变化情况,可以看出两种模型计算的结果反映的相似性变化规律都

是相似性“先变小后变大”;图 6(c)、6(d)分别表示第二组实验两种模型反映的方向相似性变化情况,但两种模型反映的方向相似性差异变化规律却不尽相同:Goyal(图 6(c))反映的相似性变化规律为“先变小后变大、再变小又变大”,本文提出的模型(图 6(d))反映的变化规律为“先变小后变大”,这更符合人类的空间认知。

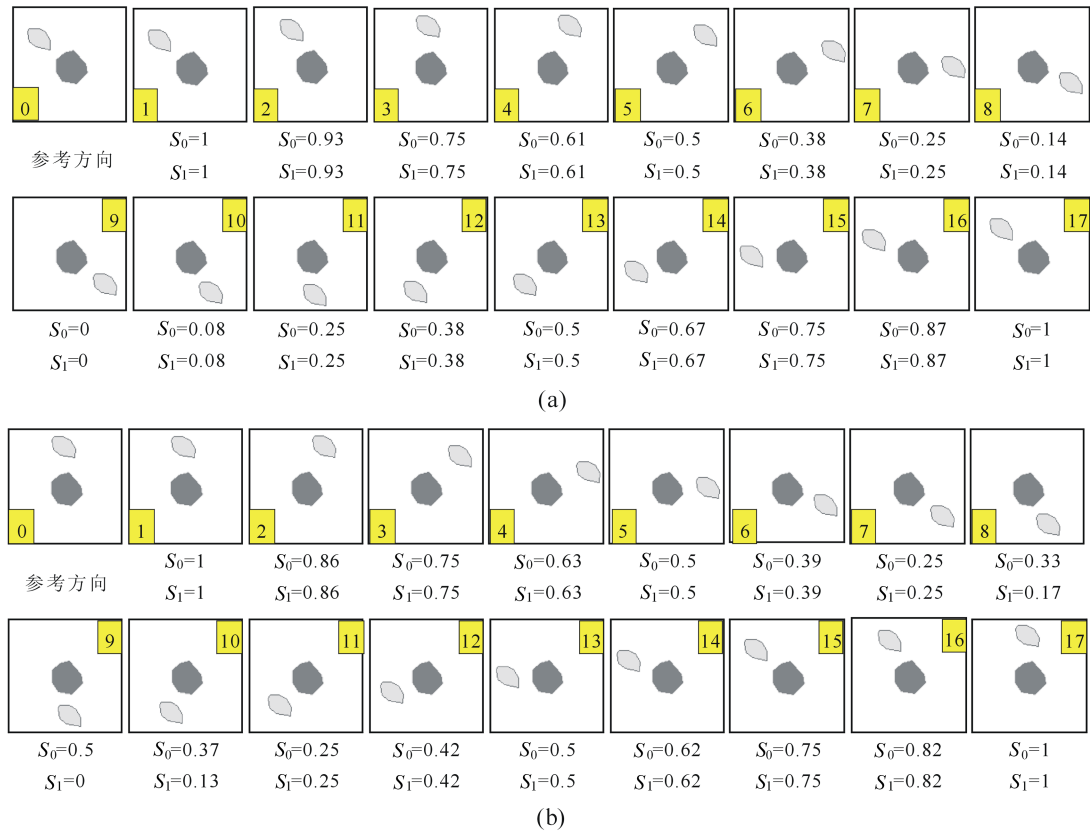


图 5 认知实验场景及其相似性计算结果

Fig. 5 Scenes of the Cognitive Experiment and the Corresponding Similarity Values for Direction Relations

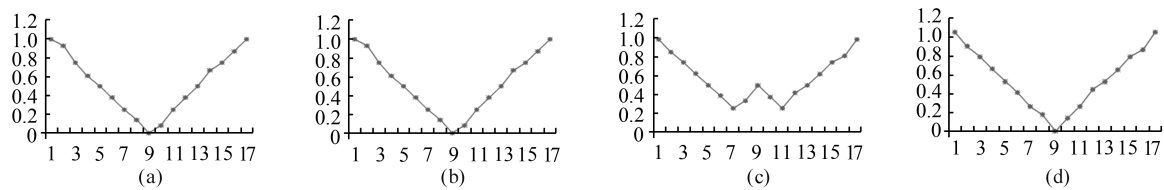


图 6 方向相似性计算结果的可视化表达

Fig. 6 Visualization Representation of Similarity Values for Direction Relations

表 3 调查问卷实验统计结果

Tab. 3 Statistic Results of Questionnaire

实验	T	G	N	认同率/%
图 6(a)	24	26	1	98
图 6(b)	24	26	1	98
图 6(c)	1	5	44	12
图 6(d)	19	29	3	94

根据认知心理学试验方法的要求,以问卷调查的形式对 50 名具有不同生活背景的成年人进行了调查研究。问卷要求被调查者对各曲线反映

的方向相似性变化规律选择“完全同意”、“同意”、“不同意”中的一个,统计结果如表 3 所示,其中 T 表示选择“完全同意”的人数; G 表示选择“同意”的人数; N 表示选择“不同意”的人数,认同率是 $T+G$ 的值与调查总人数的比值。

通过表 3 的统计结果可以看出:对于图 5(a)中方向相似性的变化规律,两计算模型的计算结果与人的认知都相一致,但对于图 5(b)中方向相似性的变化规律,Goyal 模型的认同率就比较低,

而本文提出的改进模型的计算结果反映的变化规律的认同率高达 94%。这进一步说明了本文方法更加符合人类的空间认知心理。

3.2 数据多尺度表达中方向不一致性检测

空间数据多尺度表达中的方向一致性与方向相似性有着紧密的联系:被判定为不一致的两方向关系,其相似性值往往比较小。基于此,多尺度空间数据表达中方向不一致的检测问题可转化为方向相似性的计算问题。图 7(a)为某地区只保留了居民地和面状水系的 1:2.5 万地形图数据,图 7(b)为该地区对应的 1:5 万数据。在方向一致性检测前,需要建立两个比例尺数据间的关联关系。进行检测的方向关系应满足以下两个条件:① 是相邻对象间的方向关系;② 是在两比例尺数据中都存在的对象之间的方向关系。另外,由于方向关系矩阵模型表达的两目标间的方向关系具有不可反性,每对对象间的方向关系需要计算正反两次。

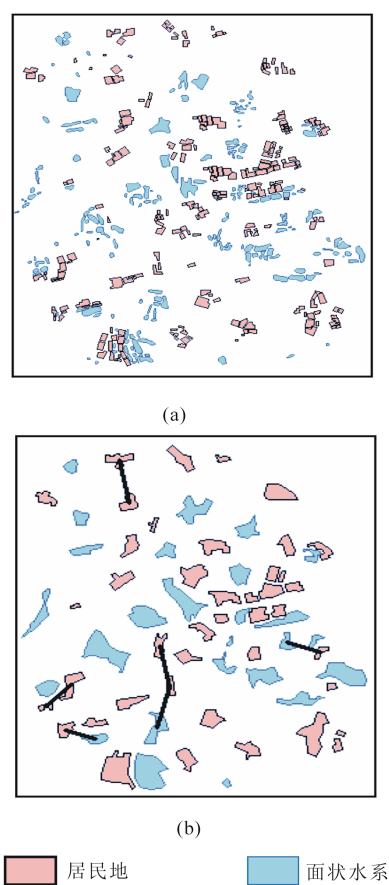


图 7 多尺度表达中方向不一致检测

利用本文提出的模型对两种尺度数据间对应方向关系的相似性进行了计算,并根据数据质量的要求设定相应的阈值,进行方向不一致性检测。

如果两空间目标间在两个尺度数据中的方向关系相似性小于设定的阈值,则认为该方向关系在两个尺度的表达中出现了方向不一致现象。并以 0.85 作为判断方向一致与否的阈值,该实验数据中共检测出 6 处不一致的方向关系。为了便于人工纠正,将不一致的方向关系进行了标注,如图 7(b),用黑色实线段连接与大比例尺中方向关系不一致的两空间对象的质心。

4 结 语

本文在分析当前方向相似性计算模型存在着计算复杂、与人的认知存在部分不一致、应用困难等不足的基础上,对 Goyal 提出的计算模型进行了改进。

1) 扩展的方向关系矩阵模型能够计算有面群参与的方向关系,这很好地满足多尺度表达中方向相似性的计算,使其能够在空间数据多尺度表达、地图综合等领域中的方向一致性评价方面得以应用。

2) 通过改进各个方向概念之间的方向距离的定义方式,计算得到的方向相似性变化规律的认同率较高,表明改进模型的方向相似性计算结果与人们对方向差异的认知习惯相一致。

3) 基于最小元素法的方向相似性计算模型原理方法简单,与迭代优化的方法相比,降低了计算的复杂度,能够提高计算效率,这对于海量的空间数据处理来说具有十分重要的意义。

参 考 文 献

[1] Shepard R N. Toward a Universal Law of Generalization for Psychological Science[J]. *Science*, 1987, 237(4 820):1 317-1 323

[2] Li Bonan, Fonseca F T. TDD-A Comprehensive Model for Qualitative Spatial Similarity Assessment [J]. *Spatial Cognition and Computation*, 2006, 6 (1):31-62

[3] Hao Yanling, Tang Wenjing, Zhao Yuxin, et al. Areal Feature Matching Algorithm Based on Spatial Similarity[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2008, 37(4): 501-506(郝艳玲,唐文静,赵玉新,等.基于空间相似性的面实体匹配算法研究[J]. *测绘学报*, 2008, 37(4):501-506)

[4] Gong Xianyong, Wu Fang, Qian Haizhong, et al. The Parameter Discrimination Approach to Multi-connected Linear Pattern Recognition in Building

Groups[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(3): 335-339(巩现勇, 武芳, 钱海忠, 等. 建筑群多连通直线模式的参数识别方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(3): 335-339)

[5] Nedas K A, Egnerhofer M J. Spatial-Scene Similarity Queries[J]. *Transactions in GIS*, 2008, 12(6): 661-681

[6] Guo Li, Cui Tiejun, Zheng Haiying, et al. Arithmetic for Area Vector Spatial Data Matching on Spatial Direction Similarity[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2008, 25(5): 380-382(郭黎, 崔铁军, 郑海鹰, 等. 基于空间方向相似性的面状空间矢量数据匹配算法[J]. 测绘科学技术学报, 2008, 25(5): 380-382)

[7] Xu Junkui, Wu Fang, Qian Haizhong, et al. Settlement Matching Algorithm Using Spatial Similarity Relations as Constraints[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(4): 484-488(许俊奎, 武芳, 钱海忠, 等. 一种空间关系相似性约束的居民地匹配算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(4): 484-488)

[8] Liu Tao, Du Qingyun, Mao Haichen. Spatial Similarity Assessment Model and Its Application in Line Groups[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(8): 992-995(刘涛, 杜清运, 毛海辰. 空间线群目标相似度计算模型研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(8): 992-995)

[9] Goyal R K. Similarity Assessment for Cardinal Directions Between Extended Spatial Objects[D]. Maine: University of Maine, 2000

[10] Guo Qingsheng, Ding Hong. Similarity for Spatial Directions Between Areal Objects in Raster Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(5): 447-450(郭庆胜, 丁虹. 基于栅格数据的面状目标空间方向相似性研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(5): 447-450)

[11] An Xiaoya. Research on Theory, Methods and Applications of Geometry Similarity Measurement for Spatial Data[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2011(安晓亚. 空间数据几何相似性度量理论方法与应用研究[D]. 郑州: 信息工程大学, 2011)

[12] Yan Haowen, Guo Renzhong. On Fundamental Problems of Directional Relationships [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2002, 31(4): 357-360(闫浩文, 郭仁忠. 空间方向关系基础性问题研究[J]. 测绘学报, 2002, 31(4): 357-360)

[13] Goyal R K, Egnerhofer M. Cardinal Directions Between Extended Spatial Objects[C]. IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering, Greenwich, U K, 2000

[14] Yan H W, Chu Y D, Li Z L, et al. A Quantitative Description Model for Direction Relations Based on Direction Groups[J]. *Geoinformatica*, 2006, 10: 177-196

[15] Yan Haowen, Guo Renzhong. A Formal Description Model of Directional Relationships Based on Voronoi Diagram[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003, 28(4): 468-471(闫浩文, 郭仁忠. 基于 Voronoi 图的空间方向关系形式化描述模型[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(4): 468-471)

[16] Wang Zhonghui, Yan Haowen. Computation of Direction Relations Between Object Groups Based on Direction Voronoi Diagram Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(5): 584-588(王中辉, 闫浩文. 基于方向 Voronoi 图模型的群组目标空间方向关系计算[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013, 38(5): 584-588)

An Improved Model for Calculating the Similarity of Spatial Direction Relations Between Areal Objects

LI Jinghan¹ GONG Xianyong¹ WU Fang¹ HUANG Bohua¹

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

Abstract: As an important aspect of spatial relation similarity, directional similarity is widely used in pattern recognition, spatial query, spatial data match, quality assess of cartographic generalization and consistency checking of multi-resolution spatial data. Therefore, calculation of directional similarity is necessary. Now, the influential calculating model of directional similarity is proposed by Goyal,

(下转第 951 页)

ly used in project fields. However, the accuracy of Kalman filter for discrete dynamic system is poor when the observation matrix is ill-conditioned. Therefore, the method for overcoming the harmful effect caused by ill-conditioned observation matrix in discrete dynamic system is studied in this paper. The causes of the ill-conditioned observation matrix and its effect on Kalman filter are analyzed. Biased Kalman filter and its algorithm are proposed by combining the biased estimation and Kalman filter in the sense of mean square error (MSE). The methods of choosing biased parameter in the new algorithm is proposed. By separately exerting some disturbance on the observation matrix and observation vector, two simulations are carried out. The experimental results show that the traditional Kalman filter is inaccurate when the observation matrix is ill-conditioned, and the biased Kalman filter is more accurate than the traditional one in terms of MSE.

Key words: Kalman filter; ill-conditioned; mean square error; biased Kalman filter

First author: LI Yongming, master, specializes in data processing of dynamic surveying. E-mail: keepming@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 40974009, 41174005,41474009.

+++++

(上接第 931 页)

which based on the direction-relation matrixand derive the similarity value by calculating the least cost for transforming one direction-relation matrix into another. However, the current model is complex and the calculating result is inconsistent with the recognition of people. To overcome the limitations of the model given by Goyal, an improved model for calculating the similarity of spatial direction relations between areal objects is proposed. The new model improves the model given by Goyal in three ways; Firstly, the direction-relation matrix model for calculating the spatial direction relations between simple areal objects is extended to accommodate the calculation of the spatial direction relations between areal object groups. Secondly, the definition of direction relation distance between single-element direction-relation matrices is improved according to cognitive knowledge of direction relation difference. Finally, a new method based on the minimum element to calculate the distance between two multi-element direction-relation matrices is presented, which simplifies the process of calculation. Two experiments are performed to validate the effectiveness of the proposed model. One experiment is recognition experiment by comparing the calculating results with the recognition results. The second experiment is an application experiment of the improved model. Experiments illustrate that the similarity result between two spatial direction relations calculated by the proposed model is consistent with the human recognition of directional relation differences. It is simple and feasible for applications.

Key words: spatial similarity; direction-relation matrix; similarity of spatial direction relations; spatial cognition

First author: LI Jinghan, PhD candidate, specializes in cartographic generalization. E-mail: lijinghan2008jd@163.com

Corresponding author: WU Fang, PhD, professor. E-mail: wufang_630@126.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41171354; The Open Research Fund Program of State Key Laboratory of Geo-information Engineering, No. SKLGIE2013-M-4-6.