

第七章 地理空间相似性

第一节 地理空间相似性的定义

空间相似性已广泛地应用于图像检索、地图比较、空间认知等领域。相似性本身在人们学习和思考过程中是一个基本工具（或方法），它对于人们理解在客观世界存在的事物、结构和行为是非常重要的，对事物、思想等进行分类是人们非常熟悉的。相似性的评价在哲学、心理学和地理信息科学领域都有讨论。

一、空间相似性的定义

Holt A.（1999 年）比较详细地介绍了在哲学、心理学和地理信息科学领域不同的研究者对“相似性”的研究成果。在哲学领域，Hume 是研究相似性概念的先驱者，他在 1740 年就认为：如果目标在表象上是相似的，那么它们被关注的程度是相似的；从相似的事件中，人们也期望相似的效果；表面相似性是唯一的客观存在的相似性形式。这种方法被称为：“相似性的统一属性观（Common Attribute View of Similarity）”，但是该方法有明显的限制，忽略了认知的能力。心理学家 Popper（1972 年）认为：两个事物之间的相似性总是与某一个被比较的方面有关系的，例如形状的相似性、色彩的相似性等。

Holt 自己在 1997 年把“空间相似性（Spatial Similarity）”定义为：在某一个特定的粒度（比例尺）和内容（专题属性）上被认为是相似的两个区域。广义上，空间相似性是指根据特定内容和比例尺对空间的匹配（Matching）和排序(Ranking)。影响空间相似性的因素如下：

- 内容：是指相似性评价的使用情况、所发挥的作用、所使用的推理方法、应用的目的、使用者的思想框架等，内容由用户确定，无需评价系统自动定义，同时，它还受比例尺的限制。
- 比例尺：是指空间数据和属性数据的不同精度，或者不同的抽象层次。
- 领域知识：是指所应用领域的地理位置、数据规范等。
- 技术：是指检索、搜寻、识别、匹配等所使用的方法。
- 量算方法：例如，距离的计算等。
- 排序方法。

二、主要评价方法与应用领域

已有的空间相似性评价方法包括与等价性的偏离程度、特征匹配、模糊隶属函数和基于事例的推理等（Holt A., 1999 年）。Papadias D., Karacapilidis N.和 Arkoumanis D.（1999 年）用模糊隶属函数定义了空间拓扑关系的相似性、空间方向关系的相似性和空间距离关系的相似性。Papadias 和 Egenhofer（1997 年）描述了空间结构（Spatial Structure）及其在空间数据库中的结构（Spatial Configuration），说明了两种结构的差别。Bruns 和 Egenhofer（1996 年）同样讨论了此问题，并定义“相似性”为偏离等价性的程度，同时也说明了什

么是等价性，什么是偏离程度，相似性可以通过已知结构（或形状）和未知结构（或形状）的形态变化量来计算。他们还研究了基于空间关系和属性的相似性评价方法，通过拓扑关系、方向关系和距离关系的分析，借助多尺度模型来获取空间目标的分布情况，利用特征分类的语义网络来计算属性相似性，他们把这种空间相似性称为结构（Configuration）相似性。

空间相似性已广泛应用到互操作（Inter-operability）、空间数据检索、图象检索、问题求解、数据挖掘与解释等领域（Holt A., 1999 年）。Goodchild 等（1998 年）提出，相似性与互操作有关，在互操作的内容中考虑相似性可能会提高互操作的效果。

第二节 地理空间拓扑关系的等价性

在 GIS 中，同样的空间对象可以使用多种空间数据模型描述，例如，地形可以用等高线、三角网等模型表达。一个空间对象可以有多种几何表达形式，例如，同一条河流在不同比例尺的地形图上会有不同的空间抽象程度，它们的几何图形会有差别。这些就是空间目标的“多重表达（Multiple Representation）”，空间数据库中几何图形的多重表达在 20 世纪 80 年代就开始研究了，空间数据的多重表达涉及在不同细节水平下对这些数据的维护和综合，以及不同表达（包含拓扑和度量信息的组织）的连接，其中，拓扑关系的变化与维护是研究者非常关心的问题，Paiva(1998 年)对该问题进行了比较深入的研究，认为同样的空间对象在多重表达中拓扑关系最起码是等价的。

一、多重表达的含义与特点

GIS 中的空间数据可以有多种表达。多重表达可以从两个方面来考虑：第一个方面，用多种空间数据模型表示相同的地理对象，例如矢量模型和栅格模型；第二个方面，用多种几何形状（或类型）来表示空间数据模型中的个体空间目标，这也就是空间数据的多尺度表达。下面重点讨论后者。

在多重表达中，数字空间目标在几何上和拓扑结构上会有变化，相同的空间目标可以用几种不同的方式来表达，以便满足不同用户的需要和操作。需要采取层次性多重表达的典型例子是多比例尺的地形图系列。

为了能用不同的表达方式来利用空间信息，获得某些特征具有一致性的几何信息就显得尤为重要，但是，我们仍然缺少现成的方法，用于评估不同表达之间的一致性，以及如何一致地保持地理空间目标的多重表达。在不同比例尺的空间表达中，精度低的表达意味着原始表达的简化，但是，拓扑关系不应该改变。另一方面，地图分辨率的降低可能改变空间对象的局部拓扑结构以及形状。拓扑关系改变的主要原因是：部分的删除、部分的合并以及空间目标表达的维数改变。

图形简化和光滑的地图综合算子与地理特征（Geographic Feature）的形状变化有关，聚合、融合和合并等地图综合算子都与地理特征的拓扑变化有关。在 GIS 中维持地理对象多重表达的一致性是非常必要的，这与数据模型、地图综合和查询等有关。拓扑信息被认为是最好的信息，它必须在两种不同表达之间存在冲突的情况下保持一致。拓扑关系的这

种支配作用与一些研究者的观察结果是一致的，这些观察者承认：拓扑关系的违背是综合中产生冲突的主要原因。

一致性是指在一个现实模型中没有任何的逻辑矛盾。它与正确性是不同的，正确性没有必要涉及现实中的任何矛盾，一个不一致的数据集合违反了已知的一致性约束。在一个信息系统中，不一致性会导致不确定的行为。用户会被这些行为激怒，并且对任何的查询结果产生怀疑。最后的结果是，由于这个系统给人一种没有效果的印象，这些沮丧的用户会放弃这个系统。

在概念上，一个多重表达的 GIS 可以被看作是由几个独立的 GIS 组成的集合，而每一个独立的部分都覆盖着相同的地理区域，并且对应于不同的详细程度，每一个单独的层次可能是一致的。但是，当进行合并或者比较不同的层次时，如果这些表达产生矛盾，可能会发现不一致性。

拓扑关系一致性通常在数据结构的较低层次进行处理，以便确保目标的拓扑结构关系是完整的。如果只是一个目标的度量发生改变，以及我们希望计算它的拓扑结构是否已经保存，这种方法是恰当的。但是，它不能获取目标中的关系，并且有时在拓扑关系方面必须改变，例如，维数的改变、几个部分合并为一个单一目标等。

多尺度空间数据库应当满足的条件是：用多重表达使数据库的完整性最好；减少更新操作中的交互式干预；使与多重表达有关的空间信息检索自动化。这就要求在多尺度数据库设计中必须考虑相应的规则库和过程控制。空间信息综合可以看成是在空间目标几何表达上的一个度量转换，目的是为了提高数据的易读性和易理解性。它也可以看作是得到某些现象的一种更高等级视图的一种解释过程。地图模型综合支持不同尺度的更新和查询，用于“无尺度的”空间数据库的建立。在地图模型综合中应当满足：

- 可以产生值得肯定的和可重复的结论；
- 与原始模型的偏差最小；
- 数据压缩最大；
- 不违反空间目标的拓扑一致性；
- 程序复杂性最小；
- 计算量最小。

地图综合也应当被看作一种过程，它允许在地理数据的感知层次上进行改变，当考虑图形限制时，它必须尽量多地保留几何特性、空间关系以及语义关系。地图综合的四种约束如下（Weibel,1995 年）：

- 度量约束：可感知的最小分割、最小尺寸或者最小宽度；
- 拓扑约束：保持拓扑一致性，包括避免自交、相互重叠等；
- 语义约束：与语义模拟有关；
- 心理约束：只有在其他约束满足时才需要满足。保持原始线的特征，或者分布特征的保留，以及地图要素的排列。

二、多重表达的等价性

理论上，多重表达数据库能自动从一个详细的表达中得到，这就避免了为相同数据还

要进行额外信息的维护。可惜的是，现在还无法完全实现该方法。每一种表达层次表示一个空间场景（Spatial Scenes），这个空间场景与一个空间目标集合对应，与拓扑关系、距离关系和方向关系有关。如果两个空间场景中所有目标表达方式和单个复杂目标的结构之间的关系保持一致，那么这两个空间场景是等价的。如果这些空间关系和目标结构是部分等价的，那么，这些空间场景被认为是相似的。

为了检验这些多尺度数据的质量，相似性检验可以验证原始数据是否与新数据“等价（Equivalent）”或“相似（Similar）”。等价就意味着新数据保持了所有原始数据的属性，相似程度可以从等价中进一步计算得到，Paiva（1998 年）认为 100% 的相似就是等价。

大部分地理信息系统仅用一个抽象水平来表达真实世界，但是在实际应用中，GIS 应当支持真实世界的多个抽象水平的表达，可以通过层次关系来连接不同表达层次的多重抽象水平。对于不同抽象水平的同一个目标，应维持一致性，避免数据库中存在矛盾。

假设多尺度表达是由表达层次 S_0, \dots, S_n 组成，两个相邻的等级 S_i 和 S_{i+1} 通过一些地图综合操作联系起来。地图综合通常是一些复杂的变换，每一个变换都能减少一种表达层次的复杂性，并产生一种新的表达层次。这些地图综合作用单调性假设（Monotonicity assumption）进行控制（Egenhofer、Clementini 和 Felice，1994 年），他们认为，连续的表达层次之间所产生的拓扑变换必须是单调的。因此，表达层次排序的控制性关系是：某一个层次的拓扑关系总是比低层次的更少或一样多，可表示为 $S_i \leq S_{i+1}$ ，该关系具有的特性如下：

- 自反性： $S_i \leq S_i$
- 反对称性： $(S_i \leq S_j) \wedge (S_j \leq S_i) \Rightarrow S_i = S_j$
- 传递性： $(S_i \leq S_j) \wedge (S_j \leq S_k) \Rightarrow S_i \leq S_k$

1、拓扑不变量

9 交集模型中，可以通过 9 个交集的值来描述拓扑不变量，九个空或非空的交集描述了拓扑关系，可以被称为“内容不变量（Content invariants）”（Paiva，1998 年）。同样道理，4 交集模型中的四个交集也可被称为 4 交集模型的内容不变量。

相同的 9 交集并不意味着拓扑关系完全相同，为了评价两个对象间的两个拓扑关系是否相同，对于简单区域，Egenhofer 和 Franzosa（1995 年）提出了利用“边界-边界”交集成分（Boundary-Boundary Intersection Components）作为额外的拓扑不变量（Topological Invariants）。一个“边界-边界”交集成分（简称“边界交集成分”）是从边界中分离出的一部分。

两个区域的边界交集在很多情况下由几个部分组成，称这些部分为“边界交集成分”，这些成分用成分序列（Components Sequence）来编码，它们的类型可能是“接触型”（Touching）的，也可能是“交叉型”（Crossing）的；可能是 1 维的线，也可能是 0 维的点。

由于边界交集成分可能很多，我们可以沿其中一个边界，按照顺时针（或者逆时针）方向依次记录这些成分，形成一个数字序列 0, 1, ..., 称这个数字序列为边界-边界交集

的“成分序列”。

如果两个区域的边界和边界相接，则称这个交集成分为“相接型成分”。如果这个交集为一个点，则为0维相接，如果交集为一条线，则称为1维相接。

如果两个区域的边界和边界相交，则称相应的交集成分为“交叉成分”。如果交集为点，则称为0维交叉；若交集为一条线，则称为1维交叉。

0维交叉可以分成两类：如果一个区域的边界进入另一个区域的内部形成的相交，相应的交点为“交叉进（Crossing into）”；如果一个区域的边界从另一个区域的内部出来，则称为“交叉出（Crossing out）”。

1维交叉也可以分为两类：如果这个1维交叉成分在两个区域并集（包括空洞的区域）的内部，则称为“内部交叉（Inner crossing）”；如果在并集的边界上，则称为“外部交叉（Outer crossing）”。

其实，相接也可以分为两类：如果这个相接成分在两个区域并集的内部，则称为“内部相接（Inner Touching）”；如果在并集的边界上，则称为“外部相接（Outer Touching）”。但是，Paiva（1998年）并没有发现这个问题。

将两个区域的并集所形成的一个“无空洞的区域”的补集称为“公共外部(Common exterior)”，但是，Paiva（1998年）只把他定义为：“两个区域的并集的补集”。设这两个区域为：A和B，每个成分为 C_i ，那么，一个成分是有界的还是无界的条件是：

若 $\partial((A \cup B)^*) \cap C_i = 0$ ，那么，成分 C_i 是有界的（Bounded）；

若 $\partial((A \cup B)^*) \cap C_i = 1$ ，那么，成分 C_i 是无界的（Unbounded）。

其中， $(A \cup B)^*$ 表示“公共外部”，也可以把它理解为：“无界的外部”。无界的边界交集成分称为无界成分（Unbounded components）；而与这些无界外部成分不相交的边界交集成分被称为有界成分（Bounded components）。区分有界成分和无界成分的拓扑不变量称为“补集关系（Complement relationship）”。

上面的这些成分称为拓扑关系的成分不变量，可以利用这些成分不变量的组合来区分不同的拓扑关系。将这种组合称为分类不变量（Classifying invariant）。分类不变量由一个成分序列数和一个三元组构成，即：

{成分序列数，（成分维数，成分类型，补集关系）}

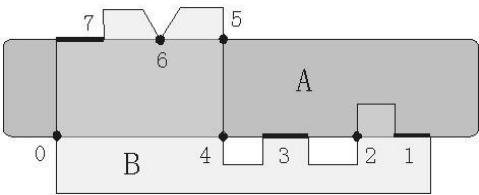


图 7-1

表 7-1 图 7-1 中两个区域 A 和 B 的拓扑关系分类不变量表

成分序列	0	1	2	3	4	5	6	7
成分维数	0	1	0	1	0	0	0	1

成分类型	CO	iCI	CO	T	CI	CO	T	OCI
有界性	U	U	B	B	B	U	U	U

图 7-1 的边界交成分可以用成分表来表示，图 7-1 的成分表为表 7-1，其中，表中的 T 表示相接 (Touching)，C 表示交叉 (Crossing)，I (Into) 和 O (Out) 分别表示进和出，i (inner) 和 o (out) 分别表示内部和外部。CO 表示交叉出 (Crossing Out)，iCI (inner Crossing Into) 表示内部交叉进。B 和 U 分别表示有界和无界。

因此，若要保证平面中区域 A 与 B 之间的拓扑关系和 C 与 D 之间的拓扑关系等价，则它们必须有相同的内容不变量，而且，A、B 之间的平面区域分类不变量与 C、D 之间的分类不变量相等。

2、同构和同胚

图论方法可以用于检验和保存地图目标的拓扑特性，如邻近性、联结性和分离性。在图论中，一个图可以用他的关联矩阵（或关联图）来表示，如果两个图形的结点间是一对一的映射，且保留所有邻接关系，这两个图形就是同构 (Isomorphism) 的。如果图形都是从相同图形中通过一系列操作，顺序引入一个新的顶点来分弧段，我们称这些图形是同胚 (Homeomorphism) 的。图 7-2 说明了图形的同构和同胚概念。

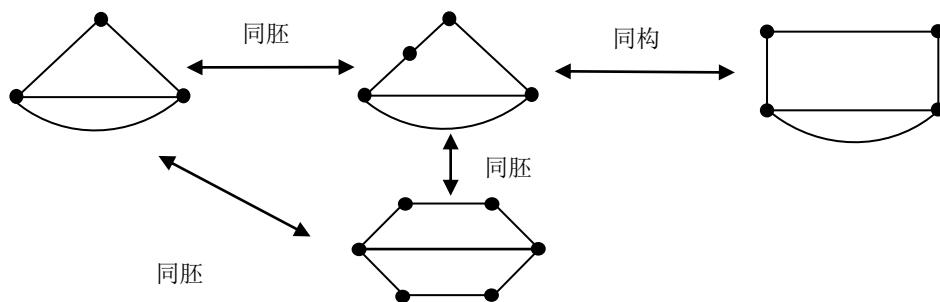


图 7-2 同胚的图和同构的图

图的子图的识别是重要的，因为从原始数据导出的数据并不完全与原始数据相等，但是，它们仍然保持一致。假设两个图中有相同的目标数，若单个对应目标之间存在同胚映射，那么，这两个图是目标同胚的；如果两个图中所有关系之间是同胚映射，则这两个图是关系同胚的；如果这两个图既是目标同胚的，又是关系同胚的，则称它们是同胚的。在两个同胚的图中，若对应目标是一致的，关系又是一致的，那么，它们是等价的。

三、空间目标的等价性

Egenhofer Max J. 和 Franzosa R. D. (1995 年) 定义了空间目标的等价性，他们认为：如果简单目标是同胚的，那么，它们在拓扑上是等价的；如果复杂目标 (Complex Objects) 中目标同胚，并且关系同胚，那么，这些复杂目标是等价的。如果简单目标集合只包含一种表达方式，在进行转换后，目标表达的维数结构能够保持，那么，转换前后的目标仍然

在拓扑上是等价的，也是目标同胚的。

对于有洞的区域之间的等价性，Paiva 和 Egenhofer（1995 年）提出了一种算法来检验两个有洞区域之间的等价性。确定等价性的基本原则如下：

- 在两个有洞区域中存在相同的洞数；
- 在两个空间场景中对应的洞与其它邻接的洞和广义区域的相接交集有相同的数量和相同类型；
- 在两个场景中对应的洞与另外的洞有相同的拓扑关系；
- 在两个场景中对应的洞与广义区域有相同的拓扑关系；
- 对应洞之间相接关系的边界系列是等价的；
- 对应洞与它们的广义区域之间覆盖关系的边界系列是等价的。

若在不同的空间抽象水平上，所有对应的目标本身（该目标可以是复杂目标）的拓扑关系是一样的，那么，这种地图综合就是目标同胚的。如果目标间的空间关系的一般结构被保持，那么这两种表达是关系同胚的，这种地图综合也是关系同胚的。

多个空间目标的集合可以称为一个“空间场景（Spatial scenes）”，这个集合中的元素通过拓扑、度量和方向等关系产生联系。对于两个空间场景，如果在两个空间场景中所有的目标表达和个体复杂目标的结构之间的关系保持一致，这两个场景是等价的。如果两个空间场景有相同的层次结构，图形表达是同构的，并且两个空间场景之间的每一个元素有唯一的对应，那么这两个空间场景之间是“拓扑等价的”。如果这些空间关系和目标结构是部分等价的，那么这些场景被认为是相似的。

为了确定空间场景之间的拓扑等价性和相似性，可以将空间场景表示为一个层次模型，然后用一种算法来确定图形之间的同构结构。一个空间场景用一个图来描述，这种图由弧段和孤立元素组成。图的节点表示目标及其属性，而图的弧段存储这些目标之间的关系。两个空间场景之间的等价性可以通过一种场景匹配过程来估算，找到两个空间场景中元素之间的一种一一对应。

四、空间拓扑关系在认知上的等价性

在讨论空间拓扑关系时，我们已经知道，空间拓扑关系是点或直线段之间的基本拓扑关系在空间中的不同组合，这些基本关系也就是“局域性空间拓扑关系”。在多尺度表达中，若拓扑关系是一样的，当然就是等价的。若拓扑关系发生了变化，那么它们在空间认知上的等价性主要表现在直线段之间的拓扑关系上，重叠式相切或相交可以分别等价转换为点式相切或相交，这主要是空间抽象所引起的。

最严格的拓扑关系等价性判断标准是：在不同的表达环境中空间目标之间的拓扑关系完全一样，但是，这是不现实的，因为表达形式不同或抽象程度不同，两个空间目标之间拓扑关系的表现形式也会有所不同。主要原因如下：

- 几何空间中点无大小，但是，可视化空间中无大小的点，点被描述为一个有面积的“点状符号”；
- 几何空间中线无宽度，但是，可视化空间中无宽度的线，线被描述为一个有确定宽度的条带状有面积的“线状符号”；

- 几何空间中可以描述面积很小的面，但是，可视化空间中面积小于分辨阈值的很小的面无法表示，只能被描述为一个“点状符号”，或者被夸大；
- 因为精度或空间抽象的需要，空间目标的维数会发生变化，主要是维数变低；
- 因为地图综合算子的作用，空间目标会聚合、合并等会引起空间拓扑关系的变化。

在拓扑关系变化的过程中，我们始终要保持空间拓扑关系的等价性，并使得这种等价性在空间认知过程中得到承认，因此，我们必须研究拓扑关系等价性的标准。常用的表达空间为矢量模型、栅格模型和地图可视化空间。很明显，在矢量模型中，点无大小，线无宽度；在客观世界中，可见的空间目标都是有大小和面积的；在地图可视化空间或栅格模型中，可见的与不可见的空间目标都必须绘制为可见的地图目标。

点之间的拓扑关系非常简单，要么重合，要么相离。在不同的表达空间中可以使用不同的方法来表达这两种拓扑关系，表 7-2 说明了不同表达空间的等价性拓扑关系。

表 7-2 点之间拓扑关系等价性的评价标准

矢量模型	栅格模型	地图可视化空间
位置不同的两个点	不同位置的，也不相邻的两个栅格单元	两个整体相离的点状符号，或中心点不同且能区分开的两个简单点状符号
	不同位置的，但相邻的两个栅格单元	
位置相同的两个点	同一个栅格单元，具有不同的属性	表达两种属性的同一个点状符号
	不同要素层的同一位置的两个栅格单元	指向同一个点状符号的两个说明符号（或注释）

表 7-3 说明了点与线之间的拓扑关系等价性评价标准。在矢量模型中，点与线的拓扑关系不会出现点与线相切的情况，但是，在可视化空间中，例如地图可视化空间中就会出现点与线相切的情况。因为在可视化空间点有大小，线有宽度。实际上，在可视化空间中，点与线的空间拓扑关系已转化为特殊的面与面之间的关系。

表 7-3 点与线之间的等价拓扑关系

矢量模型	栅格模型	地图可视化空间
点与线相离，点在线的左（或右）边	点的栅格单元与线的栅格单元相离，并在线的左（或右）边	点状符号与线状符号相离，并在线状符号的左（或右）边
点与线相离，点与线的最短距离很小	点的栅格单元与线的栅格单元相邻	点状符号与线状符号相切（0 维相接）
点在线的端点上	点的栅格单元与线的端点栅格单元重合	点状符号在线状符号的端点处，并 1 维相接
点在线上	点的栅格单元与线栅格单元中的一	点状符号与线状符号相交，交点位于线

	个重合,但是与线的端点的栅格单元 不重合	状符号的中心线上,并 1 维相接,但是, 不在线状符号的端点处
--	-------------------------	------------------------------------

面比较特殊,它的边界是一条线,但是,它又拥有这条线所围的区域。因此,点与面之间的拓扑关系等价性除了考虑点与边界线的拓扑关系等价性外,还必须考虑面的内域。表 7-4 说明了点与面之间的等价拓扑关系。

表 7-4 点与面之间的等价拓扑关系

矢量模型	栅格模型	地图可视化空间
点与面相离	点的栅格单元不与面的栅格单元 重合	点状符号与面状符号相离
点在面内	点的栅格单元在面的栅格单元中	整个点状符号(或点状符号的定 位点)在面状符号(或定义的区 域)的范围内,
点与面的边界相离,点与面的边 界的最短距离很小	点的栅格单元与面的边界的栅格 单元相邻	点状符号与面的边界线状符号相 切(含内切和外切)
点在面的边界上	点的栅格单元在面的边界栅格单 元中	点状符号与面的边界线状符号相 交,交点位于面的边界线状符号 的中心线上,并 1 维相接

当面抽象为点时,若点与面原来就相离,那么抽象后的点与点之间的相离关系与原始关系是等价的,否则,等价的拓扑关系是点与点重合。

几何空间的线与可视化空间的线有本质的区别,可视化空间的线有宽度,而几何空间的线没有宽度。为了评价在不同表达环境之间的线与线的拓扑关系等价性,表 7-5 说明了线之间的拓扑关系等价性评价标准。

表 7-5 线与线之间的等价拓扑关系

矢量模型	栅格模型	地图可视化空间
线与线相离,最短距离较大	两条线的栅格单元不相邻,也不 重合	两个线状符号相离
线与线相离,最短距离很小	两条线的栅格单元部分相邻,但 不重合	两个线状符号在局部范围内出现 相接
线与线相交	两条线的栅格单元部分重合	两个线状符号在局部范围内出现 相交;或者在 1 维相交范围内出 现“跳绘”;或者在 1 维相交范围 内某一个线状符号突然消失

线与面之间的等价拓扑关系与线之间的等价拓扑关系类似,表 7-6 说明了线与面之间

的拓扑关系在不同表达空间中的等价性标准。

表 7-6 线与面之间的等价拓扑关系

矢量模型	栅格模型	地图可视化空间
线与面的边界相离，最短距离较大	线与面的边界的栅格单元不相邻，也不重合	线与面的边界的线状符号相离
线与面的边界相离，最短距离很小	线与面的边界的栅格单元相邻，但不重合	线与面的边界的线状符号在局部范围内出现相接，
线与面的边界相交	线与面的边界的栅格单元部分重合	线与面的边界的线状符号在局部范围内出现相交；或者在 1 维相交范围内出现“跳绘”；或者在 1 维相交范围内线状（或面的边界）符号突然消失

若面简化为点或线，则线与面之间的拓扑关系转换为线与点之间的拓扑关系，或线与线之间的拓扑关系。它们的等价性评价标准和线与面之间拓扑关系交集成分的特性有关，在矢量模型中，若线与面之间拓扑关系为“相离”，那么，等价的拓扑关系也必然为“相离”。若线与面之间拓扑关系交集成分不为空，那么，等价的拓扑关系交集成分也必然不为空。

假如面转换为点，那么，从矢量模型上来看，所有在面的内部的交集成分被忽略，所有的外部相接都只能是 0 维的，因为点没有大小。线与点的 0 维相接和点在线上是没有区别的，但是在可视化空间中可以体现这种差别，例如点状符号与线状符号相切。因此，当面转换为点时，判断拓扑关系等价性的标准如下：

- 内部相接的成分不考虑；
- 所有相交成分转换为等价的外部相接；
- 0 维外部相接成分保持不变；
- 1 维外部相接成分变成 0 维外部相接成分。

假如面转换为线，那么，在矢量模型中，所有与面内部有关的交集成分被忽略，因为线没有宽度。因此，当面转换为线时，判断拓扑关系等价性的标准如下：

- 内部相接的成分不考虑；
- 所有相交成分的内部线段被删除，按照交集成分序列重新组织成线与线的交集成分；
- 外部相接成分保持不变。

面与面的拓扑关系的边界交集成分在前面已做了详细的介绍，在不同表达空间中面 A 与面 B 之间的拓扑关系等价性可以看成是面 A 的边界与面 B 之间的拓扑关系等价性，以及面 B 的边界与面 A 之间的拓扑关系等价性。

若面转换为线或点，那么拓扑关系等价性的判断就比较复杂。每个面都有可能转换为线或点，这样，就必须判断面与面之间的拓扑关系与所有其它类型的空间拓扑关系之间的

等价性。当面与面的拓扑关系为相离时，若面转换为线或点，它们之间的拓扑关系还必须是“相离”，否则，不等价。当面与面的拓扑关系的边界交集成分不为空时，若面转换为线或点，可以对两个面逐个典型化，依据上面所提到的标准判定等价性。

第三节 地理空间拓扑关系的相似性

在多尺度表达（或多重表达）中，我们在大多数情况下并不要求完全等价，而是需要保持必要的相似程度，因此我们就有必要研究拓扑关系的相似性及其计算方法。

一、空间拓扑关系相似性的定义

空间拓扑关系的渐变已广泛地用于拓扑关系概念邻近的建模。邻近概念有助于拓扑关系的排序，支持相似关系的确定。Papadias D.和 Delis V.（1997 年）分析了一维空间中 13 种拓扑关系的概念邻近（Conceptual neighbourhood）问题，并讨论了这 13 种拓扑关系的相似性。正象前面章节中所说的那样，拓扑关系不等价就说明有差别，那么，相同部分有多少就是拓扑关系的相似程度。若能找到两个空间拓扑关系的差别，就可以计算它们的相似性，因为它们之间存在差异的组成部分和相同的组成部分之和为一个常数（拓扑关系的总组成成分）。

二、空间拓扑关系相似程度的计算方法

Papadias D., Karacapilidis N.和 Arkoumanis D.（1999 年）在研究空间目标排列的相似性计算方法时，提出了一个拓扑关系相似程度的计算方法。在拓扑约束方面，以两个平面区域之间 8 个拓扑关系 T 的概念邻域图为基础， $T = \{\text{相离 D(Disjoint)}, \text{相接 M(Meet)}, \text{重叠 O(Overlay)}, \text{覆盖 CV(CoVers)}, \text{包含 C(Contains)}, \text{相等 E(Equal)}, \text{被覆盖 CB(Covered-By)}, \text{被包含（内部）I(Inside)}\}$ ，拓扑关系 T 的概念邻域图是图 7-3，图中节点表示拓扑关系，如果它们能够直接通过连续的形变（如扩大、缩小以及移动）互相转换，那么，它们会沿连线方向变化。例如，从“相离”开始，伸展（或者移动）其中的一个对象，我们可以得到“相接”。从图中可以看出：“相离”和“相交”是“相接”的第一阶邻近。我们可以用图中两种拓扑关系之间的距离来定义它们的相似程度。如果 T_i 和 T_j 是两种拓扑关系（ $T_i, T_j \in T$ ），它们的拓扑关系相似程度 SIM_T 为：

$$SIM_T(T_i, T_j) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } T_i = T_j \\ k(0 < k < 1) & \text{如果 } T_i \text{ 和 } T_j \text{ 为第一阶邻近} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

当拓扑约束是 T 的一个子集 C_T 时， C_T 和关系 T_j 之间的相似程度是 T_j 和 C_T 中任意元素之间的相似程度的最大值，可以表示为：

$$SIM_T = \max(SIM(T_i, T_j)) \quad \forall T_i \in C_T$$

如果子集 C_T 是 T 的全集，则它对任意拓扑关系的相似程度是 1。

根据 Bruns 和 Egenhofer（1996 年）提出的两个区域之间拓扑关系的概念邻域图（图 7-3），也可以得到表 7-7 所示的两个区域之间拓扑关系概念邻域的差异矩阵，那么，在两个空间场景中的两个区域 A 和 B 之间的拓扑关系可以分别表示为： $Topo1(A, B)$ 、 $Topo2(A, B)$ ，这两个拓扑关系之间的距离为： $DisTopo[Topo1(A, B), Topo2(A, B)]$ ，它的值可以从表中查到，在两个空间场景中的两个区域 A 和 B 之间的拓扑关系相似程度为：

$$SimTopo(A, B) = 1 - \frac{DisTopo[Topo1(A, B), Topo2(A, B)]}{4}$$

其中，从表 7-7 中可以查到，两个拓扑关系之间的最大距离为 4，所以两个拓扑关系之间的距离除以 4 就是两个拓扑关系之间的差别程度。同时，两个拓扑关系之间的差别程度与两个拓扑关系之间的相似程度之和为 1。假设两个拓扑关系之间的差别程度为： $DiffTopo(A, B)$ ，那么， $SimTopo(A, B) + DiffTopo(A, B) = 1$ 。

Egenhofer 和 Al-Taha（1993 年）研究了空间拓扑关系渐变的机理，拓扑关系的变化可以形式化地理解为 9 交集模型矩阵中的每一个元素的值（为 \emptyset 或 $\neg\emptyset$ ）的变化。他们定义的拓扑关系的距离（Topology distance）就是两个 9 交集矩阵对应元素的差的绝对值之和。计算矩阵对应元素的差的规则如下：

$$\emptyset - \emptyset = 0; \neg\emptyset - \neg\emptyset = 0; \neg\emptyset - \emptyset = 1; \emptyset - \neg\emptyset = 1$$

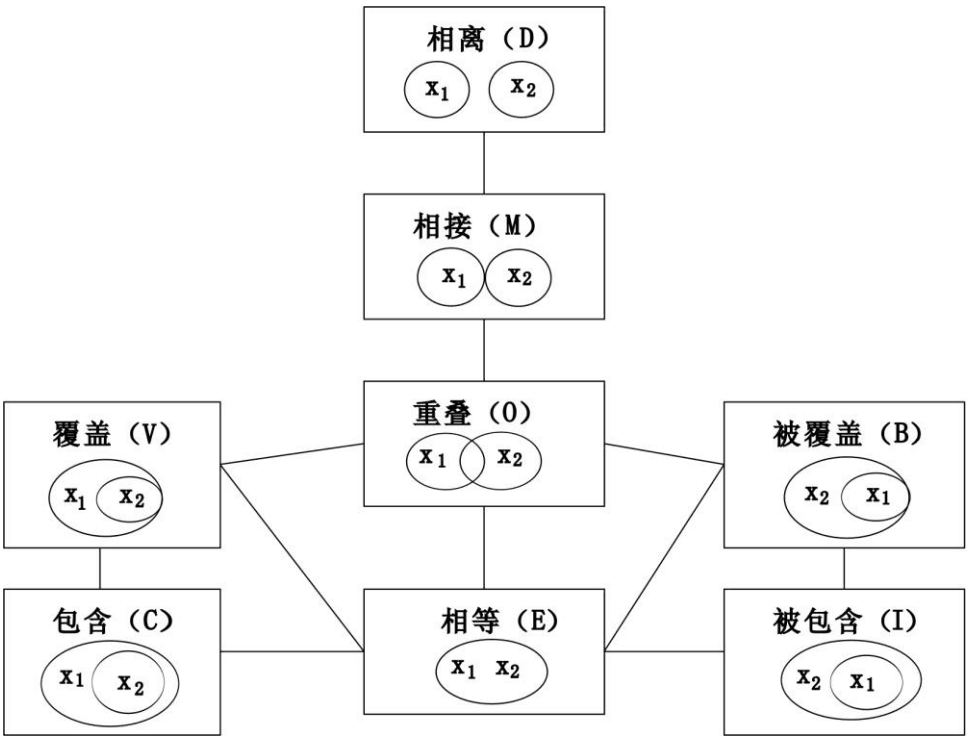


图 7-3 8 个拓扑关系 T 的概念邻域图（Egenhofer 和 Al-Taha，1992 年）

也就是说，若元素值相同，则为 0，否则为 1。因此，这种距离具有以下性质：

- 对于两个区域而言，拓扑关系的距离在 0 和 8 之间，因为，当矩阵对应元素都一样时，距离为 0；从两个区域拓扑关系的 9 交集矩阵中可以了解到，两个区域的外域之交集始终非空，那么理论上，最大的距离为 8。
- 相同的拓扑关系的距离为 0；
- 这种距离是对称的；
- 拓扑关系 R_A 、 R_B 之间的距离与拓扑关系 R_B 、 R_C 之间的距离之和大于或等于拓扑关系 R_A 、 R_C 之间的距离

表 7-7 两个区域之间拓扑关系概念邻近的差异矩阵

	相离	相接	重叠	覆盖	被覆盖	包含	被包含	相等
相离	0	1	2	3	3	4	4	3
相接		0	1	2	2	3	3	2
重叠			0	1	1	2	2	1
覆盖				0	2	2	2	1
被覆盖					0	2	1	1
包含						0	2	1
被包含							0	1
相等								0

依据这个定义，可以计算出两个区域之间的 8 个拓扑关系之间的距离，如表 7-8 所示。从中可以看出，对于这 8 种拓扑关系而言，最大的距离为 7。那么，在不同的场景上，两个区域 A 和 B 之间的拓扑关系相似程度为：

$$SimTopo(A,B) = 1 - \frac{DisTopo[Topo1(A,B),Topo2(A,B)]}{7}$$

表 7-8 拓扑关系距离表（Egenhofer 和 Al-Taha, 1993 年）

	相离	相接	相等	被包含	被覆盖	包含	覆盖	重叠
相离	0	1	6	4	5	4	5	4
相接	1	0	5	5	4	5	4	3
相等	6	5	0	4	3	4	3	6
被包含	4	5	4	0	1	6	7	4
被覆盖	5	4	3	1	0	7	6	3
包含	4	5	4	6	7	0	1	4
覆盖	5	4	3	7	6	1	0	3
重叠	4	3	6	4	3	4	3	0

利用拓扑关系的这种渐变特征不仅得到一个概念邻域图，而且能够用于拓扑关系变形的推理。对于一种假设的拓扑关系和一种特殊的变形，可以预测最可能的关系。从这些拓

拓扑关系渐变的规律中，依据给出的两个或者更多的关于不同时间拓扑关系的观测结果，我们可以通过目标的移动、扩展、压缩、以及旋转等，可以推导是哪一种变化在发生。当一个目标发生变形时，可以预测将会发生什么拓扑变化。如果当前的拓扑关系在概念邻域图中是关联程度为 1 的一个节点，那么这种预测是唯一的；否则，这种预测是模糊的。例如，如果当前的拓扑关系是“相离”，那么下一种关系是“相接”。另一方面，如果当前的拓扑关系是“相接”，那么下一种关系是“相离”或者“重叠”。

Papadias D.和 Delis V.（1997 年）分析了一维空间中 13 种拓扑关系的概念邻近图，如图 7-4 所示，并依据该概念邻近图研究了两个不同图象之间拓扑关系相似程度的计算方法。

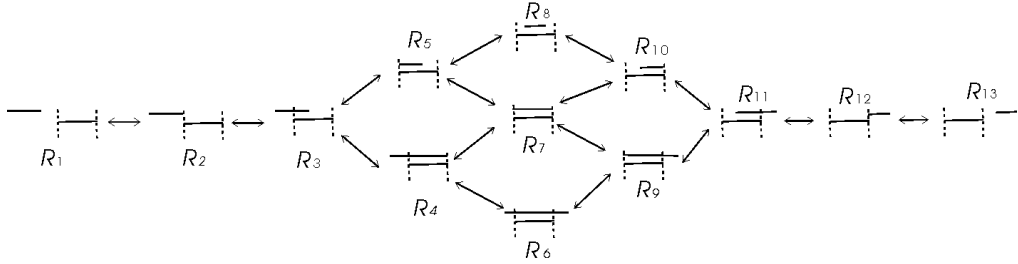


图 7-4 一维空间中 13 种拓扑关系的概念邻近图

对于两个 2 维空间目标，它们在两个坐标轴上的投影就分别存在这 13 种空间拓扑关系，这种拓扑关系的描述方法常用于基于投影的拓扑关系定义，可以表示为 R_{x-y} ，代表在 x 轴和 y 轴上的投影关系的组合，例如， R_{1-2} 就是 x 轴的 R_1 与 y 轴的 R_2 的组合。从图 7-4 中可以看出，在一维的情况下，一个拓扑关系的一阶邻近关系最多为 4，那么，在 2 维情况下，一阶邻近关系最多为 $2 \times 4 = 8$ 。在图 7-4 中，可以定义两种拓扑关系的“概念距离”为它们在概念邻近图中的距离，一维目标之间空间拓扑关系的最短距离的最大值为 8，那么，在 2 维目标之间空间拓扑关系的最短距离的最大值为 16。 $Dis(R_1, R_2)$ 表示拓扑关系 R_1 和 R_2 之间的距离。若两个空间场景的目标数相等，那么他们的拓扑关系相似程度为：

$$SimMapTopo(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n (16 - DisTopo(A, B)_i)}{n}$$

其中，16 表示最大的距离， $DisTopo(A, B)_i$ 表示在场景 A 和 B 上第 i 个对应的拓扑关系的距离。 n 为对应的拓扑关系总数。这个相似程度值不一定在 0 与 1 之间。依据该概念邻近图，2 维空间中，两种拓扑关系之间的相似程度为：

$$SimTopo(R_{i-j}, R_{k-l}) = 1 - \frac{Dis(R_i, R_j) + Dis(R_k, R_l)}{16}$$

其中， $Dis(R_i, R_j)$ 表示拓扑关系 R_i, R_j 之间的距离， $Dis(R_k, R_l)$ 表示拓扑关系 R_k, R_l 之

间的距离。

同样道理，可以利用 Mark D. M.和 Egenhofer M. J.（1994 年）提出的基于 9 交集的线与面的拓扑关系概念邻域图（如图 7-5 所示），计算线与面的拓扑关系相似程度。

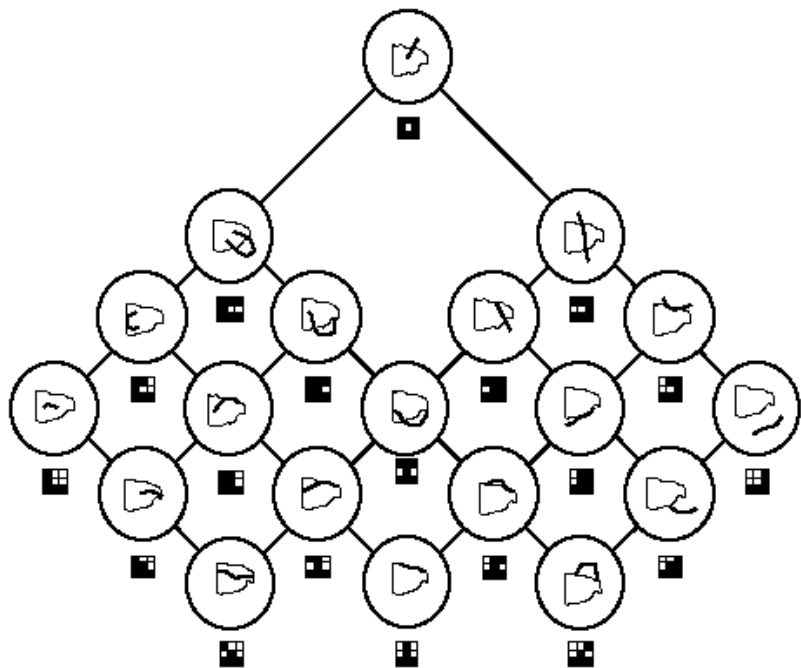


图 7-5 线与面之间的拓扑关系概念邻域图（Mark 和 Egenhofer，1994 年）

对于线与线等其它类型空间目标之间的拓扑关系相似程度也可以采用该方法进行计算。Paiva（1998 年）认为，拓扑关系相似性可以通过成分不变量的变化来评价。但是，这些不变量有些是不能改变的，如边界交集成分序列、成分的类型、以及成分的有界性。有些是可以变化的，如成分的维数、成分的数量以及洞的数量。边界交集成分的操作如下：

- (1) 改变成分的维数：就是将成分的维数从 1 维变为 0 维。
- (2) 删除相接成分：为了得到更简单的结果，成分数量的减少是必须的，有必要删除一些次要的成分。在删除的过程中，必须保持剩余成分的一致性。可以直接删除某些相接成分，但是，剩余成分的有界性必须保证一致。如果洞的数量或边界成分交集的数量发生了变化，就可能出现更多的变化类型。根据单调假设，洞的数量或边界成分交集的数量都不可能增加，否则会产生更加详细，而不是更加综合的结构。
- (3) 删除交叉成分：删除交叉成分时应该保证剩余成分补集关系的正确性。但是，与删除相接成分不同的是：交叉成分的删除必须成对进行，也就是说必须将相应的交叉进和交叉出同时删除，不能只删除其中之一。如果被删除的两个交叉成分中有一个是无界的，而与另一个成分相邻的是一个有界的成分，那么这个有界的成分将变为一个无界的成分。
- (4) 两个交叉的合并：两个交叉成分可以合并为一个 1 维的相接成分。如果这两个交

叉成分中有一个是无界的，那么合并后的 1 维相接成分是无界型的，否则，它是有界型的。要合并的边界交集成分必须是连续的，否则就不能被合并。

- (5) 交叉和相接的合并：一个交叉成分和一个相接成分可以合并为一个 1 维的交叉成分。如果这两个成分中至少有一个是无界的，那么，合并后得到的交叉成分是无界的，否则，它是有界的。
- (6) 两个相接成分的合并：两个相接成分能够合并成为一个 1 维的相接成分，如果这两个成分中有一个是无界的，那么合并后得到的成分是无界的，否则，这个成分是有界的。

三、空间目标（包含洞）的拓扑相似性

1、拓扑关系的变化

Egenhofer M. J., Clementini E.和 Felice P. D.（1994 年）研究了纯粹基于拓扑量测的目标的相似性。他们认为，任何两个内部连通的均一的 n 维单元是目标同胚的。例如，一个 2 维的圆盘（2-disk）和另一个 2 维的圆盘是目标同胚；具有一个起始节点和一个终止节点的不相交的线和另一个同样也有一个起始节点和一个终止节点并不相交的线是目标同胚的；一个节点和另一个节点也是目标同胚的。任何不能保留一个目标拓扑结构的映射都会产生目标不同胚。例如，2 维的圆盘到一个节点的映射是目标拓扑结构的变化。

目标结构越复杂，目标同胚的评估就越困难。比如，一个有洞的复杂目标包含几个不相连通的部分，或具有不同维数的几个部分的聚合。

如果一个 2 维的复杂目标内有洞，那么目标同胚的评估就必须考虑到将所有洞去除，或将几个洞合并为一个简单的洞。通过删除多少个洞，或对洞进行不同分组，可以获得不同层次的相似性。

一个广义区域（Generalized region）就是一个目标和它的洞的并集。有 n 个洞的一个广义区域可以表示为 A^* ，它与 n 个洞一起可以建立一个二元拓扑关系矩阵。有孔区域之间的拓扑关系可以用一个矩阵的形式来描述，称为“关系矩阵 R ”，这在拓扑关系推理中已介绍过。为了给带洞的区域建立目标拓扑关系，首先必须区分出两个洞之间的边界交集成分的维数、序列等。

目标相似性的不同程度可以用与目标同胚相违背的多少来描述，可以形式化地表示为成分不变量的变化。在这些将要发生变化的成分不变量中，需要考虑的四种因素是：维数、边界交集成分的数量、洞的数量、两个洞之间（或者广义区域和一个洞之间）的拓扑关系。

对于有洞的目标，就意味着，洞的数量会减少，例如，聚合两个或多个洞为一个简单的洞，或者去掉一个意义不大的洞，这就决定了不变量应该发生变化的方向。洞的数量应当减少，直到为 0，否则，会产生更多的额外的复杂性。同样，两个洞之间的（或者广义区域和一个孔之间的）边界交集成分的数量应当减少。如果两个洞之间的拓扑关系发生变化，那么这种变化必然是从“相离关系”到“相接关系”，否则，会产生更多不同的洞。这也说明，从一个表达层次 S_i 到另一个表达层次 S_{i+1} ，两个洞之间的（或者广义区域和一个洞之间的）边界交集成分的维数可能会增加。

若必须保留关系矩阵，并且相应的成分不变量表仅仅维数发生变化，那么，最简单的评估方法就是一个或几个关系的维数变化。如果洞被减少或被聚合，就比较困难，因为这

不但去掉了这个洞相对于其它洞的关系，而且还可能有隐含的其它拓扑关系发生变化。

为了将两个洞聚合为一个洞，两个洞之间至少有一个边界交集成分是在边缘上相接。两个洞聚合的基本原则是：

$$t(H_i^A, H_x^A) \otimes t(H_j^A, H_x^A) \rightarrow t(H_{i \otimes j}^A, H_x^A),$$

其中， H_i^A 和 H_j^A 表示将要被聚合的两个洞， $H_{i \otimes j}^A$ 是聚合后的洞， \otimes 是聚合操作， H_x^A 是一个任意洞。两个洞之间的拓扑关系只可能是相离或相接，聚合操作后，洞之间拓扑关系变化的规则为：

$$t_i \otimes \text{相离} \rightarrow t_i$$

$$\text{相接} \otimes \text{相接} \rightarrow \text{相接}$$

洞和广义区域之间的维数为：

$$n \text{ 维} \otimes m \text{ 维} \rightarrow \max(n, m) \text{ 维}$$

也就是说，两个被聚合的洞与广义区域的边界交集成分的维数分别是 n 维和 m 维，则洞聚合后与广义区域的边界交集成分的维数是维数较高的那一种。

上面所考虑的是一个详细表达的有洞区域与同一个区域的更粗略表达的相似性。发生变化的成分不变量主要有：维数、边界交集成分数、洞的数量、以及拓扑关系。根据单调性假设，即对区域进行更概括的表示，应该减少边界交集成分的数量，减少洞的数量。

2、空间目标表达的拓扑相似程度

每个空间目标可以有一个或多个空间表达，其相似性可以通过它的个体特性和它的相邻要素来计算。Paiva（1998 年）提出了一系列计算方法，假设有两个空间目标 A 和 B ，那么， A 和 B 的维数相似程度为：

$$SimDim(A, B) = 1 - \left(\frac{abs(Dim(A) - Dim(B))}{2} \right)$$

其中， $Dim(A)$ 表示空间目标 A 的几何维数，例如，区域是 2 维，线是 1 维，点是 0 维。它们的可能的最大差别是 2，所以在公式中，把维数的总差别除以 2。

要素之间会有 0 维和 1 维的相接，两个空间目标 A 、 B 分别与相邻目标的 0 维相接数量表示分别为： $Meet0(A)$ 、 $Meet0(B)$ ，他们与相邻目标的 1 维相接数量表示分别为： $Meet1(A)$ 、 $Meet1(B)$ ，0 维和 1 维相接的相似程度分别为 $SimMeet0$ 、 $SimMeet1$ 。两个空间目标 A 和 B 相接的相似程度为：

$$SimMeet(A, B) = \frac{SimMeet0(A, B) + SimMeet1(A, B)}{2}$$

$$\text{其中， } SimMeet0(A, B) = \frac{\min(Meet0(A), Meet0(B))}{\max(Meet0(A), Meet0(B))}$$

$$SimMeet1(A, B) = \frac{\min(Meet1(A), Meet1(B))}{\max(Meet1(A), Meet1(B))}$$

若最大值为 0，那么，相似程度为 1。与两个空间目标 A 、 B 分别相邻的元素之间的成分数为： $AdjacentMeet(A)$ 、 $AdjacentMeet(B)$ 。它们的这种拓扑关系相似程度可以定义为：

$$SimAdjacent(A, B) = \frac{\min(AdjacentMeet(A), AdjacentMeet(B))}{\max(AdjacentMeet(A), AdjacentMeet(B))}$$

一个面状要素会包含 0 个或多个子目标或复合目标，所包含的下一个层次的子目标数表示为： $SonNum()$ 。这种层次性的结构相似程度为：

$$SimHierarchical(A, B) = \frac{\min(SonNum(A), SonNum(B))}{\max(SonNum(A), SonNum(B))}$$

四、空间场景的拓扑相似性

1、空间场景的拓扑相似性

假设有两个目标数相同的空间场景，如果所有的对应空间目标是相似的，那么，称这两个空间场景是目标相似的；如果这两个场景中的所有对应关系是相似的，则称这两个空间场景是关系相似的；如果这两个空间场景既是目标相似的，又是关系相似的，则称它们是相似的。

对一个空间场景进行地图综合操作就会产生第二个空间场景，通常这个空间场景与最初的空间场景有不同的结构，很少有两个空间场景完全匹配的，为了保证一致性，评价两个空间场景的结构如何相似是很重要的。

一个综合后的空间场景可能在拓扑关系方面相对于最初场景有一点不同，也可能方向和距离不是完全相同，甚至有不同的形状。基于空间关系顺序，Burns 和 Egenhofer（1996 年）提出一种计算方法来形式上评价空间场景的相似性，该方法是基于空间关系逐渐变化的观念。

场景匹配的类型包括模板匹配、特征匹配、图论匹配法等。但是，对于比例尺变化所产生的空间场景之间的等价分析和相似性分析，图论方法是很有用的，它能够用空间目标间的属性和关系来建立一个图的模型。空间场景匹配的另一种方法是“关联图（Association graph）”。给定两个空间场景，关联图的结点相应于它们的满足属性约束的空间目标对，如果一个空间场景的空间目标间的关系和另一个场景的空间目标间的关系满足关系约束，那么，关联图结点间的弧段存在。为了评价空间场景的拓扑等价性或相似性，关联图能基于目标间的空间关系来建立。

2、空间场景的相似程度

若空间场景包含多个空间目标，那么，两个空间场景之间的相似性就包括：详细程度相似性和拓扑关系相似性。详细程度是指每个空间场景的目标层次数、每个层次的子目标数。两个空间场景（ A 、 B ）的层次数的相似程度为：

$$SimHierarchical(A, B) = \frac{\min(LevelNum(A), LevelNum(B))}{\max(LevelNum(A), LevelNum(B))}$$

每个层次的子目标数的相似程度为：

$$SimLevel(A, B)_i = \frac{\min(SonNum(A)_i, SonNum(B)_i)}{\max(SonNum(A)_i, SonNum(B)_i)}$$

两个空间场景（A、B）的子目标数的相似程度为：

$$SimLevel(A, B) = \sum_{i=1}^l SimLevel(A, B)_i / l$$

其中， $l = \max (LevelMum(A), LevelMum(B))$ 。决定两个空间场景（A、B）的拓扑相似性的因素包括：两个空间场景的图的节点匹配数、节点的要素的维数、节点的要素的空间关系、空间场景中要素的 0 维相接和 1 维相接的数量。节点匹配的相似程度为： $SimNodeNum$ =匹配的节点数/总的节点数。节点的要素的维数相似程度为： $SimNodeNum$ =所有节点的维数相似程度之和/总的节点数。拓扑关系变化的原因可能是：单个目标的部分删除或维数的降低，也可能是空间目标之间的空间拓扑关系发生了变化。空间拓扑关系的渐变会产生两个等价的场景或不太相似的场景（Bruns 和 Egenhofer, 1996 年）。对于整个场景来说，两个场景（或图）的结构相似程度与要素的多少、0 维相接和 1 维相接的数量有关。它们各自的相似程度如下：

$$SimFeature(A, B) = \frac{\min(FeatureNum(A), FeatureNum(B))}{\max(FeatureNum(A), FeatureNum(B))}$$

$$SimMeet0(A, B) = \frac{\min(Meet0(A), Meet0(B))}{\max(Meet0(A), Meet0(B))}$$

$$SimMeet1(A, B) = \frac{\min(Meet1(A), Meet1(B))}{\max(Meet1(A), Meet1(B))}$$

两个场景（或图）的结构相似程度为

$$SimStructure(A, B) = \frac{SimFeature(A, B) + SimMeet0(A, B) + SimMeet1(A, B)}{3}$$

若一个场景可以用多个图来描述，那么，每个图都可以用上面的方法计算，然后，取平均值。

第四节 顾及度量的区域之间拓扑关系等价性抽象

在很多情况下，我们并不需要非常详细的拓扑关系描述，这时就需要对这些拓扑关系

进行抽象。Egenhofer 等（1994 年）给出了多尺度表达中区域之间拓扑关系化简的一个框架，提供了拓扑关系抽象的一般原则。但是，这些原则只是一些定性的规则，可操作性不强，因此必须对这些规则具体化，增强其可操作性。在空间抽象过程中，应当尽量保证不同抽象程度的空间拓扑关系的最大相似性，或者说在空间认知上的等价。

一、边界交集成分的量化描述

空间拓扑关系抽象是将详细描述拓扑关系根据一定的要求概括为更粗粒度的拓扑关系，这种变化事实上就包含复杂程度的减少；另一方面，在抽象过程中要考虑到组成拓扑关系的各个成分的重要性，这种重要性也必须采用量化的方法来估计。因此，拓扑关系的抽象必须结合度量进行。

1、度量类型

为了详细描述拓扑关系，可以结合度量方法对拓扑关系进行精炼。例如，通过计算线与区域之间所围面积的比、以及不同线长度的比，描述线-区域拓扑关系的度量；邓敏等（2000 年）引入了 9 交模型中 9 个交集的面积度量，用来描述面目标之间的拓扑关系。因此，对区域之间拓扑关系的抽象，可以分别使用长度和面积两种度量。

一般而言，在确定不同成分是否需要合并或删除时，除了要考虑相应（1 维）成分的长度之外，一般还要考虑相应成分之间的两个区域边界围成的区域的面积大小和围成区域的形状等特征。因此，为了在拓扑关系抽象过程中结合度量，必须首先结合度量对这些相关的部分进行描述。

2、成分关联区域

为了简化问题的讨论，这里考察的是无孔的内部连通区域，这种区域的边界是一条闭合的曲线，因此任何两个边界相交成分之间的两个区域的边界在两个区域的并集内都会形成一个小区域，称之为“成分关联区域”。两个成分之间的成分关联区域用这两个成分系列数的二元数组表示，如成分系列为 $1, 2, \dots, n$ 的成分组成的成分关联区域记为区域 $(1, 2), (2, 3), \dots, (n, 1)$ 。例如在图 7-6 中，成分 1 和 2、2 和 3、3 和 4 之间的成分区域分别为 $(1, 2)$ 、 $(2, 3)$ 、 $(3, 4)$ ；4 和 1 之间的成分关联区域是这三个区域的并。

3、成分及其关联区域的度量

每一个成分关联区域的面积是可以计算的，与区域 $(1, 2), (2, 3), \dots, (n, 1)$ 对应的面积分别记为 $A_{12}, A_{23}, \dots, A_{n1}$ 。组成这些成分关联区域的成分的重要性跟这些区域的面积大小有直接的联系：如果成分关联区域的面积越大，相关的成分就越重要，在抽象过程中就更应该保留。如图 7-6 中的成分 1 和 2、3 和 4 之间的成分关联区域 $(1, 2)$ 、 $(3, 4)$ 面积大小不同，因此成分 1、2 与 3、4 的重要性是不同的。

在抽象过程中，除了要考虑成分关联区域的面积，还要考虑成分区域的形状。例如，在图 7-7 中，三对区域中的成分区域 $(2, 3)$ 的形状各异，在抽象过程中我们采取的措施也应该有所区别。这里采用扁率来描述成分区域的形状，定义为：

$$f_{ij} = \frac{A_{ij}}{L_{ij}}$$

其中, f_{ij} 为成分区域 (i, j) 的扁率, A_{ij} 和 L_{ij} 分别为成分区域 (i, j) 的面积和周长。

扁率可以描述成分关联区域的形状, 但是这还不足以区分两个成分关联区域。例如在图 7-7 (a) 和图 7-7 (b) 中, 两个成分区域 $(2, 3)$ 的形状相似, 都是狭长形区域, 但是这两个区域的边界组成有很大的差异。为了对边界组成进行区分, 这里引入成分关联区域边界长度比的概念, 定义为:

$$R_{ij} = \frac{le_{ij}}{se_{ij}}$$

其中, R_{ij} 表示成分关联区域 (i, j) 的边界长度比, le_{ij} 和 se_{ij} 分别为组成这个成分关联区域的较长的和较短的边界长度。这样, 可以用表 7-9 的形式来表示每一个成分关联区域的度量特征。在成分关联区域中, 并不包含 1 维成分的度量。1 维成分的度量相对来说比较简单, 主要是 1 维相接成分的长度以及内部和外部交叉成分的长度。这些成分的长度可以用一个简单的 1 维成分长度表来描述, 如表 7-10。这里, k 、 m 和 u 分别表示 1 维相接、内部交叉和外部交叉的数量, L 表示相应成分的长度。

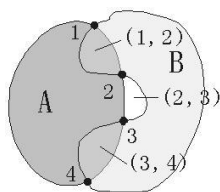
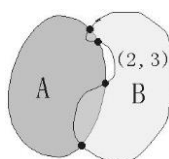
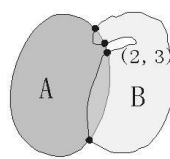


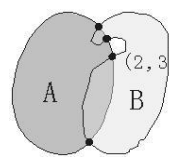
图 7-6 成分关联区域



(a)



(b)



(c)

图 7-7 成分关联区域的形状

表 7-9 成分关联区域度量特征表

成分关联区域	(1, 2)	(2, 3)	(3,)	(n, 1)
面积	A_{12}	A_{23}	A_{34}	A_{n1}
长边界长度	le_{12}	le_{23}	le_{34}	le_{n1}
短边界长度	se_{12}	se_{23}	se_{34}	se_{n1}
扁率	f_{12}	f_{23}	f_{34}	f_{n1}
边界长度比	R_{12}	R_{23}	R_{34}	R_{n1}

表 7-10 1 维成分的长度

成分	T_1	T_k	iC_1	iC_m	oC_1	oC_u
长度	L_{T1}	L_{Tk}	L_{iC1}	L_{iCm}	L_{oC1}	L_{oCu}

二、拓扑关系等价性抽象的原则

拓扑关系的抽象，主要通过成分维数的减少、成分的删除与合并来实现。这三种操作应该遵循一定的执行顺序：按照一定的要求，首先确定需要删除的成分；如果不能删除，则考虑合并；既不能删除又不能合并的，考虑是否需要减少维数。这三种操作执行完毕以后，抽象完成。

由于这里主要结合成分关联区域的面积、形状、以及 1 维成分的长度等特征来确定是进行成分的删除还是合并，或者是改变成分的维数，因此，利用度量进行选取，事实上就是度量大小的一种比较：比较长度或者面积的大小。这样，就需要根据抽象的精度要求设定一个阈值，利用这个阈值来确定是否进行抽象操作。

为了叙述的方便，这里首先确定有关参数。设成分序列为 $1, 2, \dots, n$ ，成分删除的长度和面积阈值分别为 L_D 和 A_D 、边界长度比的删除阈值为 R_D 、短边界长度的删除阈值为 se_D ；成分合并的长度和面积阈值分别是 L_M 和 A_M 、边界长度比的合并阈值为 R_M 。

1、成分的删除

在抽象过程中可以直接删除一个相接的成分和两个不同类型的交叉成分。其中，0 维相接成分可以直接删除，1 维的相接成分可以按照事先设定的阈值来确定是否删除。即，由于长度阈值是 L_D ，所以，当 1 维相接成分 $L < L_D$ 时，删除这个成分，否则保留这个成分。但是，相接成分的删除除了要考虑相接的长度之外，还要考虑与这个相接成分相关的成分关联区域的大小、以及这个成分的有界性。也就是说，要删除一个相接成分，除了要求成分长度足够小，还要求它的两个（或一个）成分关联区域必须小于面积阈值 A_D ，并且是这个成分是有界的。不能随意删除无界的相接成分。因此，删除相接成分的步骤为：

- 1) 对于任一相接成分 i ，考察与其相关的成分关联区域，若这两个区域的面积都大于 A_D ，则成分 i 不能被删除，退出抽象操作。
- 2) 若成分长度 $L_i > L_D$ ，则不能删除，退出抽象操作。
- 3) 若成分 i 为无界的成分，不能删除，否则删除成分 i 。删除操作完成。

交叉成分的删除是成对进行的，要求这两个成分类型不同（交叉进和交叉出），而两个相邻交叉成分类型一定是不同的。在删除过程中首先考虑这两个相邻交叉成分之间的成分关联区域面积，要求其面积小于删除阈值 A_D 。如果是 1 维的交叉，还要求成分的长度小于某一个阈值；如果是 0 维的交叉，还必须考虑成分关联区域的形状和边界长度比。例如，在图 7-8 中，成分关联区域（2，3）和（3，4）的形状类似，但是边界长度比不同，因此一般对前者合并而对后者实行删除。除此之外，也应该考虑这两个交叉成分的有界性。一般不删除无界的成分。删除交叉成分的步骤如下：

- 1) 对于两个相邻交叉成分 k 和 $k+1$ ，若成分关联区域 $(k, k+1)$ 的面积大于 A_D ，则这两个成分不能被删除，退出操作。
- 2) 若成分长度 L_k 和 L_{k+1} 有一个大于阈值 L_D ，则不能删除，退出操作。
- 3) 成分关联区域 $(k, k+1)$ 的边界长度比小于 R_D 且短边界长大于 se_D ，则不能删除（此时应该进行合并），否则可以进行删除。完成交叉成分的删除操作。

2、成分的合并

合并可以是相接与相接成分的合并，也可以是相接成分与交叉成分、以及交叉与交叉成分之间的合并。合并成分的要求没有删除成分那么严格，其选取的阈值可以比选取删除成分的阈值要大，并且不受有界性的制约。

如果两个相邻的（0 维或 1 维）相接成分之间的成分关联区域的面积小于事先指定的阈值 A_M ，并且其边界长度比小于指定的阈值 R_M ，可以将这两个相接成分合并为一个 1 维的相接成分。合并的步骤如下：

- 1) 对于两个相邻的相接成分 i 和 $i+1$ ，若成分关联区域 $(i, i+1)$ 的面积大于合并阈值 A_M ，则这两个成分不能合并，退出操作。
- 2) 若成分关联区域 $(i, i+1)$ 的边界长度比大于阈值 R_M ，则不能合并，退出操作，否则进行合并操作。完成操作。

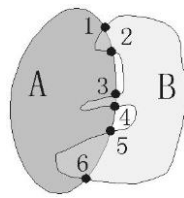


图 7-8 删除与合并

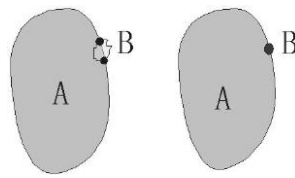


图 7-9 面域抽象为点

相接成分（0 维或者 1 维）与一个相邻交叉成分可以合并为一个 1 维的交叉成分，如果这两个成分的成分关联区域面积小于事先指定的阈值 A_M ，并且边界长度比小于指定的阈值 R_M 。其合并步骤与两个相接成分合并的步骤相同。

合并两个交叉成分要求两个成分类型不同（交叉进与交叉出），还要求这两个成分之间的成分关联区域面积和边界长度比小于某一个阈值 A_M 和 R_M 。其合并步骤如下：

- 1) 对于两个相邻交叉成分 k 和 $k+1$ ，若成分关联区域 $(k, k+1)$ 的面积大于合并阈值 A_M ，则这两个成分不能合并，退出操作。
- 2) 若成分关联区域 $(k, k+1)$ 的边界长度比大于阈值 R_M ，则不能合并，退出操作，否则进行合并操作。完成操作。

3、成分维数减少

成分维数的减少主要是指 1 维成分转化成 0 维点。如果一个 1 维相接成分的长度小于合并和删除的阈值，但是由于非常重要，不能删除和合并，此时应该抽象为 0 维相接；1 维内部交叉和外部交叉成分也可以转化为相应的交叉进和交叉出成分。

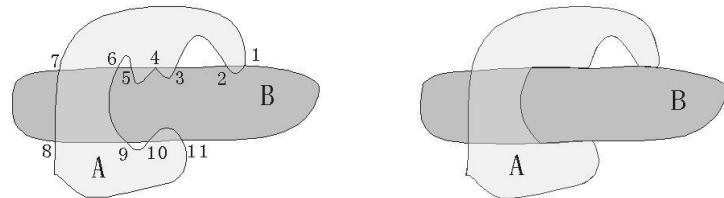


图 7-10 拓扑关系的抽象

还有一种情况就是一个面积很小的区域与一个区域相交（如图 7-9 左图），此时的两个边界成分都是交叉成分，并且形成了两个成分关联区域，这两个成分关联区域的面积都小于成分删除的阈值，但是不能删除这个区域，此时就将这两个成分抽象为一个点（如图 7-9 右图）。

图 7-10 左图中的两个区域拓扑关系为相交，可以用 11 个边界交集成分详细描述这两个区域的拓扑关系，右图是拓扑关系抽象后的结果。

第五节 地理空间方向关系相似性

一、空间方向关系相似性的含义

空间方向是指两个空间目标之间的相对方向，当一个目标相对于参考目标向不同方向移动后，这两个目标的空间方向关系同移动前相比就发生了变化，前后两个空间方向就有差别，换言之，它们也就有相似性，这一点在地图综合的空间关系维护中有充分体现。

空间方向关系的描述方法在前面的章节中已做了大量的描述，很明显，若两个空间方向关系不同，就存在差异，可以定义这种差异为“空间方向关系的距离”，对于相同的部分就是“空间方向关系的相似程度”。Goyal 等（2000 年）明确定义了空间方向关系相似性，很明显，不同空间方向会有差异，那么在定义了它们的最大差异后就可以计算其相似程度，他分析了前人的大量研究成果，提出了一种能考虑空间目标在方向关系矩阵的方向片之间变化的空间方向关系相似性计算方法，这种方法的计算比较复杂。但是，计算出的空间方向关系相似性值在实际应用中有时并不需要那么精确，因为这涉及一个空间精度问题，也就是说，在一定精度范围内，可以认为空间方向的改变不影响空间信息的表达。既然如此，那么，利用栅格数据特点就可以设计一个空间方向相似性的简单计算方法。对于不同的方向参考系统，空间方向的描述方法不同，空间方向的相似性在不同的参考系统之间也就不好比较。

二、基于方向关系矩阵的空间方向关系相似程度

1、方向关系矩阵之间的距离

按参考对象进行空间方向分区，若 A 为参考对象，则在方向片说明符号上加一个下标 A，以示区别，一个 3×3 方向关系矩阵可表示为：

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

我们用元素为 0（空）或 1（非空）的矩阵描述方向关系，例如，方向关系矩阵：

$$Dir(A, B) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

方向关系矩阵中至少有一个元素不是 0，若该方向关系矩阵中只有一个元素为非 0，那么该方向关系矩阵为“单元素方向关系矩阵 (Single-element direction-relation matrix)”。该方向为“单元素方向 (Single-element direction)”，对应的 9 个方向片的方向为“相互排斥的方向”。若该方向关系矩阵中不止一个元素为非 0，那么该方向关系矩阵为“多元素方向关系矩阵 (Multi-element direction-relation matrix)”，该方向为“多元素方向 (Multi-element direction)”。

Goyal (2000 年) 提出了一个方向片之间 4 邻域的概念邻域图，如图 7-11 所示，基于该概念邻域图定义了几个基本的方向距离，如表 7-11 所示 (参考目标位于中间位置 O)。

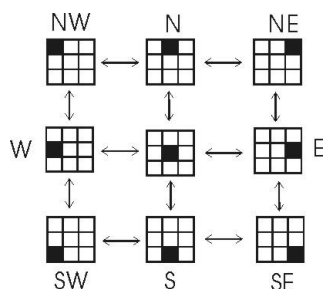


图 7-11 方向片的概念邻域图 (Goyal, 2000 年)

表 7-11 4 邻近的方向距离

	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

空间方向关系的距离是空间方向之间的差别，反之就是空间方向关系相似性。当目标对象方向改变时，如果在同一个方向片中变换，定义方向距离 (Distance between two cardinal direction) 为 0；如果在 NE 和 SW 方向片之间以及 NW 和 SE 方向片之间，定义方向距离为 4，且为最大方向距离。很明显，当一个目标绕参考目标旋转 180° 时，方向变化最大。可以定义此时为最不相似，其相似性值为 0。当方向距离为 0 时，定义为最相似，其相似性值为 1。因此，相似性值与不相似性值之和为 1。从 NE 方向片到 SW 方向片的方向距离

可以理解为在这两个方向间移动方向片，无论怎样移动，最少要经过 4 个方向片，那么它们之间的最短方向距离为 4，这里定义的最短方向距离是移动对象最少经过的方向片的块数，而不是对角移动 $2\sqrt{2}$ 的直线距离。

在用方向关系矩阵表达时，一个面状目标有时只占一个方向片，有时会占据多个方向片。在多元素方向关系矩阵中，矩阵内各项值等于对象 B 落在该方向片上的面积占对象 B 总面积的百分比，表达式如下：

$$Dir_{RR}(A, B) = \begin{bmatrix} \frac{Area(NW_A \cap B)}{Area(W_A \cap B)} & \frac{Area(N_A \cap B)}{Area(O_A \cap B)} & \frac{Area(NE_A \cap B)}{Area(E_A \cap B)} \\ \frac{Area(W_A \cap B)}{Area(SW_A \cap B)} & \frac{Area(O_A \cap B)}{Area(S_A \cap B)} & \frac{Area(E_A \cap B)}{Area(SE_A \cap B)} \\ \frac{Area(SW_A \cap B)}{Area} & \frac{Area(S_A \cap B)}{Area} & \frac{Area(SE_A \cap B)}{Area} \end{bmatrix}$$

设方向变化前后的方向关系矩阵分别为 D^0 和 D^1 ，这样的两个方向关系矩阵之间的距离 Goyal (2000 年) 定义为： D^0 的非 0 元素从它们的位置沿着概念邻域图移动到 D^1 的非 0 元素位置所需要的最小转换费用。假设方向变化前后的方向关系矩阵分别为：

$$D^0 = \begin{pmatrix} 0.56 & 0.44 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad D^1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

那么，从 D^0 到 D^1 的移动的方向距离为：

$$0.56 \times D(NW, NE) + 0.44 \times D(N, NE) = 0.56 \times 2 + 0.44 \times 1 = 1.56,$$

其中， $D(NW, NE)$ 表示从方向片 NW 到方向片 NE 移动的方向距离，其它符号的含义相类似，这个值可以从表 7-11 中查到。

先假设一个矩阵的元素之和为： $sum(P) = \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} P_{ij}$ 。两个方向关系矩阵 D^0 和 D^1 之

间的公共 (Commonality) 矩阵为： $C_{ij}^{01} = \min(D_{ij}^0, D_{ij}^1)$ (对应元素的最小值)，那么，存在如下性质：

- 公共矩阵有交换律： $C^{01} = C^{10}$ ；
- D^0 和 D^1 与公共矩阵有不对称的差别： $R^{01} = D^0 - C^{01}$ ； $R^{10} = D^1 - C^{01}$ 。 R^{01} 总是位于 $[0, 1]$ 之间， $sum(R^{01})$ 、 $sum(C^{01})$ 也是如此。

D^0 和 D^1 之间的方向差别 (Direction-difference) 为： $\Delta^{01} = R^{01} - R^{10} = D^0 - D^1$ 。并

且， $sum(\Delta^{01}) = sum(R^{01}) - sum(R^{10}) = 0$ 。 Δ^{01} 位于 $[-1, 1]$ 之间。

D^0 和 D^1 的方向距离可以定义为从 R^{01} 转换到 R^{10} 的最小费用，这是一个最小费用最大流的问题， D^0 和 D^1 之间的方向距离的最大值为 4，因为最大费用会出现在 $sum(R^{01})$ 最大可能值出现的时候，而 $sum(R^{01})$ 的最大值是 1，同时，4 邻域的方向概念邻域图中最大的方向距离为 4，所以最大费用为 $4 \times 1 = 4$ 。

假设 D^0 和 D^1 之间的方向差别为：
$$\begin{bmatrix} 0 & 0.84 & 0.10 \\ 0 & -0.15 & -0.01 \\ 0 & -0.72 & -0.06 \end{bmatrix}$$
，对应的方向片是：
$$\begin{bmatrix} NW & N & NE \\ W & O & E \\ SW & S & SE \end{bmatrix}$$
，

这也就是说，值为正的方向片 N 和 NE 上的目标应当都分别移动到值为负的方向片 O、S、E 和 SE 上，但是费用必须为最小。从方向片 N 到方向片 O、S、E 和 SE 上的单位消耗为 1、2、2 和 3，从方向片 NE 到方向片 O、S、E 和 SE 上的单位消耗为 2、3、1 和 2，这样就形成了 8 条路径，分别设为： X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 、 X_5 、 X_6 、 X_7 、 X_8 ，那么，总的费用为：

$$Z = X_1 + 2X_2 + 2X_3 + 3X_4 + 2X_5 + 3X_6 + X_7 + 2X_8$$

线性规划方程为：

$$Min(Z) = Min(X_1 + 2X_2 + 2X_3 + 3X_4 + 2X_5 + 3X_6 + X_7 + 2X_8)$$

$$X_1 + X_5 = 0.15$$

$$X_2 + X_6 = 0.72$$

$$X_3 + X_7 = 0.01$$

$$X_4 + X_8 = 0.06$$

$$X_1 + X_2 + X_3 + X_4 = 0.84$$

$$X_5 + X_6 + X_7 + X_8 = 0.10$$

2、空间方向相似程度

D^0 和 D^1 所描述的两个方向的空间方向相似程度可以定义为：

$$SimDirection(D^0, D^1) = 1.0 - \frac{dist(D^0, D^1)}{dist_{max}}$$

其中 $dist_{max}$ 取 4， $dist(D^0, D^1)$ 指矩阵 D^0 转换到 D^1 的最小代价（方向距离），当 $dist(D^0, D^1)$ 等于 0 时，即对象在方向距离上没有变化，计算出相似性值等于 1；当 $dist(D^0, D^1)$ 等于 4 时，即对象方向在 NW 和 SE 之间变化，或在 NE 和 SW 之间变化，定义为最大方向距离，计算出最不相似性为 1，则此时相似性值为 0。

三、基于模糊函数的方向关系相似程度的计算

两个对象之间的方向关系可以用它们质心间的角度来确定，主要方向关系的集合为： $A = \{\text{东北 (NE), 北 (N), 西北 (NW), 西 (W), 西南 (SW), 南 (S), 东南 (SE), 东 (E)}\}$ ，Papadias D., Karacapilidis N. 和 Arkoumanis D. (1999 年) 以此方向关系集合为基础，用一个(标准的)梯形模糊函数描述了方向的相似性。梯形模糊函数 4-元组为 (a, b, c, d) ，这里 $a, b, c, d \in R$ ， $\mu_A(a) = \mu_A(d) = 0$ ，并且 $\mu_A(b) = \mu_A(c) = 1$ 。 (a, b, c, d) 的定义如下：

$$A_1 = NE: (0^0, 45^0 - \alpha, 45^0 + \alpha, 90^0)$$

$$A_2 = N: (45^0, 90^0 - \alpha, 90^0 + \alpha, 135^0)$$

$$\begin{aligned}
A_3 &= \text{NW}: (90^0, 135^0 - \alpha, 135^0 + \alpha, 180^0) \\
A_4 &= \text{W}: (135^0, 180^0 - \alpha, 180^0 + \alpha, 225^0) \\
A_5 &= \text{SW}: (180^0, 225^0 - \alpha, 225^0 + \alpha, 270^0) \\
A_6 &= \text{S}: (225^0, 270^0 - \alpha, 270^0 + \alpha, 315^0) \\
A_7 &= \text{SE}: (270^0, 315^0 - \alpha, 315^0 + \alpha, 360^0) \\
A_8 &= \text{E}: (315^0, 360^0 - \alpha, \alpha, 45^0)
\end{aligned}$$

设 A_i 是一个方向关系，而 θ 是一个确定的空间方向角。在 A_i 和 θ 之间的这种方向关系相似程度 SIM_A 为：

$$SIM_A(A_i, \theta) = \begin{cases} \theta / (i * 45^0 - \alpha) & \text{if } (i-1) * 45^0 < \theta < i * 45^0 - \alpha \\ 1 & \text{if } i * 45^0 - \alpha \leq \theta \leq i * 45^0 + \alpha \\ ((i+1) * 45^0 - \theta) / (i * 45^0 - \alpha) & \text{if } i * 45^0 + \alpha < \theta < (i+1) * 45^0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

四、基于栅格数据的空间方向相似性计算

Tversky 早在 1977 年进行相似性研究时就指出相似性是一种直觉和主观判断，它没有严格的数学模型（Goyal, 2000 年）。那么相似值就不可能有一个精确的值，我们只能从相似值中来比较相似程度。因为空间方向相似性在认知上和应用上就有一定的模糊性，所以我们可以一定精度范围内来计算空间方向相似性值。同时，若能把多要素方向关系矩阵转换为单要素方向关系矩阵，自然就可以直接使用比较简单的方法计算空间方向相似性值。

面状目标用栅格数据描述后，就可以明确定义每个栅格单元位于哪一个方向片，一个面状目标相对于参考面状目标的方向关系矩阵就可以转换为该面状目标的所有栅格单元的方向关系矩阵的集合。若每一个栅格单元移动的方向距离可以计算出，就可以得到整个面状目标移动的方向距离。例如，一个栅格单元从 N 方向片移动到 NE 方向片，定义移动一个方向距离；如果仍旧在 N 方向片中，定义移动的方向距离为 0；如果栅格单元在 NE 和 SW 方向片间或在 NW 和 SE 方向片之间移动，定义移动的最大方向距离为 4。每个栅格单元在各方向片之间移动所需最短方向距离同样可以参考方向片的概念邻域图。

将每个栅格单元移动的方向距离累加后除以目标对象的栅格单元总数即得该对象的平均方向距离。面状目标空间方向相似性值计算公式如下：

$$SIM(I_r, I_c) = 1 - \frac{1}{4n} \sum_{i=1}^n d_i$$

其中， I_r 指参考图， I_c 指与参考图相比较的图， n 指对象中的栅格单元数， d_i 指每个栅格移动的方向距离， $SIM(I_r, I_c)$ 即两幅图相比较的相似值。这里，根据方向相似性定义先求出不相似性值，用 1 减去不相似性值即得到相似性值。下面用一个例子来说明该计算方法。

如图 7-12 所示，对象 B 在图中占用的栅格单元数为 27 个，然后针对每个栅格单元计算它们移动后的方向距离。

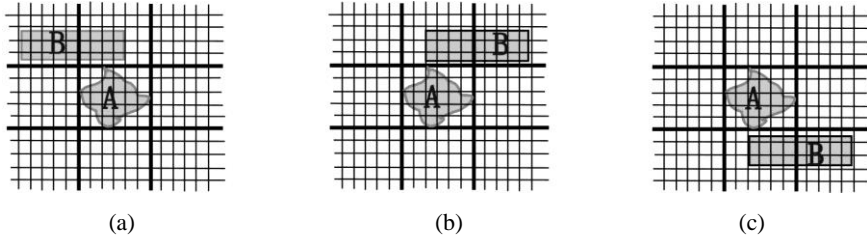


图 7-12 用栅格数据描述的对象 B 和 A

图 7-12 (b) 中对象 B 的栅格单元相对于图 7-12 (a) 在方向片上由 NW 移动到 N 的有 12 个栅格单元；由 N 移动到 NE 的有 12 个栅格单元；由 NW 移动到 NE，移动了 2 格的有 3 个栅格单元，图 7-12 (a) 和图 7-12 (b) 的空间方向相似性值为：

$$SIM(a,b) = 1 - \frac{1}{4n} \sum_{i=1}^n d_i = 1 - \frac{1}{4 \times 27} (1 \times 12 + 1 \times 12 + 2 \times 3) = 0.72$$

利用同样方法可以计算图 7-12 (c) 和图 7-12 (a) 相比较的空间方向相似性值，图 7-12 (c) 中对象 B 的栅格单元相对于图 7-12 (a) 在方向片上由 NW 移动到 S 的有 12 个栅格单元，每个移动 3 格；由 N 移动到 SE 的有 3 个栅格单元，每个移动 3 格；由 NW 移动到 SE，有 12 个栅格单元，每个移动了 4 格，图 7-12 (a) 和图 7-12 (c) 的空间方向相似性值为：

$$SIM(a,c) = 1 - \frac{1}{4n} \sum_{i=1}^n d_i = 1 - \frac{1}{4 \times 27} (3 \times 12 + 3 \times 3 + 4 \times 12) = 0.14$$

当参考目标为点或线时，该方法仍然适用，因为点或线同样需要占一个或多个栅格单元，所得到的方向关系矩阵具有相同的数据格式，所以，上面所讨论的方向相似程度计算方法仍然适用。

五、基于面状目标质心角度变化的空间方向相似性计算

空间方向的描述方法有很多种，能否以栅格单元为基本单位在不同的方向参考框架中计算空间方向相似性值呢？这里以质心角度来描述空间方向，说明空间方向相似性值的计算方法。我们还是用对象 B 中每个栅格单元相对于参考对象 A 移动的角度来进行方向角度变化的计算。先看一个栅格单元方向改变的情况，如果对象 B 中第 i 个栅格单元相对于参考对象 A 的质心角度改变了 θ ，就记为 θ_i 。传统方法是把两个对象的质心连接起来，用这种从目标整体来考虑的方法计算出来的角度值与目标对象的形状有关，将影响质心间的夹角，相似值的计算就不稳定。

如果只考虑对象的每个栅格单元相对于参考对象的角度变化，就与对象的形状无关。既然对象是由多个栅格单元组成，那么先计算出对象中每个栅格单元在方向上的角度变化，然后将每个栅格单元改变的方向角度取余弦后累加，再除以栅格单元总数就可以得到该目标对象相对于参考对象质心的方向改变量。由于计算出的相似性值范围必须在 [0, 1] 之间，因此，用方向的改变量加上 1 除以 2 来修正值的范围（因为余弦值在 1 到 -1 的范围内变化），得出面状目标的空间方向相似性公式如下：

$$SIM(I_r, I_c) = \frac{1 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos \theta_i}{2}$$

其中, I_r 指参考图, I_c 指与参考图相比较的图, n 指对象的栅格单元数目, θ_i 指第 i 个栅格单元相对于参考对象移动的角度, $SIM(I_r, I_c)$ 即两幅图相比较的空间方向相似性值。当对象中每个栅格单元的方向都没有角度变化时, θ_i 等于 0° , 方向相似性值为 1; 当每个栅格单元的方向角度变化值等于 180° , 计算出方向相似性值为 0。很明显, 目标对象的旋转也会对空间方向相似性值的计算有影响, 但是, 前面所提出的基于方向关系矩阵的方法就不考虑目标对象只在一个方向片内移动和旋转的情况, 从而也可以看出两种不同方法的差异: 基于质心方法计算的空间方向相似性值可以考虑方向关系矩阵中同一个方向片内发生的方向变化。

利用该方法计算的图 7-12 (a) 与图 7-12 (b)、图 7-12 (a) 与图 7-12 (c) 的方向相似性值分别为 0.59 和 0.008, 很明显, 从方向相似性值本身来看, 基于栅格数据的面状目标空间方向相似程度计算方法所得的结果与该方法所得的结果差别较大, 但是, 它们的可比方向相似性值几乎相等, 分别为: $0.72-0.14=0.58$ 、 $0.59-0.008=0.582$ 。

第六节 地理空间语义相似性

相似性评价就是把两个“事物”的相同部分和不同部分分解开的一个判断过程。相似性是一个广泛使用的概念, 在现实中, 相似性对于人们感知对象、结构和行为都是很重要的, 它能用来搜寻和解决自然世界中的复杂模式, 通过理解主体间的相似性, 人们能从中学习并了解客体, 这比孤立地去了解客体好得多。Rodriguez (2000 年) 研究了空间实体的语义, 并提出了评价实体之间语义相似性的计算方法。

一、地理空间语义的含义

在语义学中, 语义就是语言所表达的意义, 它反映了人类的思维过程和客观实际。语义关系是描述概念知识的典型方式, 在自然语言交流中, 同义, 反义, 上下文关系, 部分和继承是用于定义术语的语义关系 (伍谦光, 1995 年)。语言是通过指称关系与现实世界和想象世界建立联系。语义类型是语义网络的结点, 结点与结点之间的关系即为语义关系, 正因为有着与本体论相似的结构图, 所以在解释语义关系时可以用本体论作为研究方法。

本体论是用特殊词汇去描述与一定视觉世界相关的实体、类、属性和功能的理论, 是发生在一个特定领域的概念的规范, 目的是对目标类型加以区别。本体论是用结点表示概念的有向图, 结点间的连线表示概念间的关联。本体论引入地理信息系统的最大意义在于对空间信息语义理论的丰富, 主要反映了地理信息科学研究中心的转移, 即从过去过分强调计算模型的形式化到目前对空间目标域本身的关注。在 GIS 中本体扮演了一个重要的角色, 它允许人们去捕获独立于数据表达的数据语义, 以及能根据语义概念进行特殊查询。本体常被用到信息检索和信息综合中, 在这里, 主要把本体论作为一种分类方法, 按不同

的分类原则产生的类分属于不同的本体。

在地理空间中,地理实体的分类(例如,建筑物、道路等)没有包含几何信息,但是,它们包含了用于描述空间目标的语义的空间概念,也就是说,与地理空间概念相关联的语义就是地理空间语义。在 GIS 中,地理空间语义也可以理解为不同区域位置和数据集间的连接。空间目标的语义主要用属性数据表达,那么依据空间目标的属性数据就应当可以理解空间目标的语义,同样道理,利用这些数据可以计算空间目标间的语义相似性。

数据的量表分为名义量表、有序量表、间隔量表和比率量表。名义量表描述事物名义上的差别,这种差别往往是质的差别;有序量表表示事物的等级和次序概念;间隔量表可以比较事物的异同,可以在事物之间排定次序或等级,还可以定量地描述事物间的差异大小;比率量表除了可以描述事物差异外,还可以明确事物间的比率关系(郭仁忠,2001 年)。不同的数据类型和不同属性项对语义相似性量算的贡献不同,也对计算方法有影响。

地理空间语义有比较明显的层次性,空间实体分类之间的关系就是一个很好的例子。语言学家和计算机专家也常用层次结构来组织语义。地理空间语义包含的内容比较多,例如:特征语义(特定颜色、形状、纹理等),对象语义(例如长城),空间关系语义(对象之间的空间关系,例如在房子前面的马路)等。由于语义是面向用户的,不同的用户有不同的语义需求,如何让系统准确把握用户语义需求的内涵和粒度也是系统能力的一个重要方面。

二、地理空间语义相似性

相似性研究有其哲学,心理学和生物学背景。另外,在数学,统计学,认知科学,神经心理学和应用科学中也大量地运用到相似性概念,例如,Tversky 早在 1977 年就把相似性概念描述为“通过个体分类对象,形成概念,并进行综合的一种组织原理”。

事物间的相似性与它们所比较和观察的方面有关,可能在这方面相似而在另一方面不相似,例如,有些对象在颜色上相似,有的在形状或面积上相似,甚至有的在时间上,内部结构上相似,还有自相似等。在当今 GIS 学术界研究相似性度量方法的目的是为了揭示较深层次上的信息,为了更好地将这一方法运用到空间对象的抽象与合并中。显然,对于地理空间目标而言,地理空间语义也存在相似性的问题。计算机科学家定义语义相似性为层次结构概念中的语义距离;心理学家和认知科学家定义语义相似性为特征或概念的描述相似性;在 GIS 界,有些学者(例如,Rodriguez,2000 年)定义语义相似性是特征与语义关系描述上的相似性。

地理空间语义相似性主要应用于空间抽象和空间目标合并,其研究对于地理现象分类很有帮助,可以通过语义形式化提高地理信息的可用性,通过语义相似性量算,人们可用熟悉的地理空间描述不熟悉的地理空间。传统的语义相似性量算方法通常分为基于特征、信息内容、语义关系、上下文关系的相似性量算(Rodriguez,2000 年)。有很多学者对语义相似性进行了研究,Rodriguez(2000 年)在总结了大量已有相关研究成果的基础上开发了一种 MD(Matching-Distance)模型去评价空间语义相似性,他把特征匹配过程与语义距离量算相结合,强调上下文关系、子类的非对称性、部分-整体关系的非对称性、空间概念的完整语义表达等。根据 GIS 的数据特征,地理空间语义相似性值可以定义为空间语义层次结构或网络结构中属性数据特征的相似程度。

三、地理空间语义相似性的应用前景

在地理信息系统中，语义相似性评价相当重要，它使得在信息检索和信息集成过程中对处理在语义上相似的空间实体更容易。传统的信息检索方法主要是：查询字符串的匹配和统计分析，现在却强调领域知识和语义相似性函数的应用。我们可以用更好的信息检索和信息综合机制来提高地理信息系统的可用性，从而获取用户所期望的系统检索信息，这就需要对空间目标进行合理的抽象和合并，在这种空间信息综合的过程中可以更好地体现语义相似性评价的重要性。

地理空间语义相似性在地理知识获取中也是常用的，地图比较就是一个明显的例子，用户可以根据地图内容直观地进行分类，并判别地图之间的相似性。由于语义是面向用户的，不同的用户有不同的语义需求，如何让系统准确把握用户语义需求的内涵也是地图设计时的一个重要方面。在 GIS 中，可以通过添加数据的语义，提高数据的应用价值。

在地图综合中地理空间语义相似性也可以发挥很好的作用，例如，在两个区域合并时就必须考虑这两个区域的特征是否相似，还要考虑这两个区域的拓扑关系，如果它们的语义拓扑关系为相离，而且离得很远，这时尽管特征上很相似，但这两个区域却不能合并。

四、地理空间语义相似程度的计算方法

对于地理空间语义来讲，其相似程度的计算就显得比较麻烦，因为表达地理空间语义的数据有多种不同的类型和特征。表达地理空间语义的数据包括名义量表、有序量表、间隔量表和比率量表四种类型。明显有本质区别的是名义量表，并且，大多数情况下就是用它来表达地理空间语义。名义量表一般有一个分类系统，它反映事物的“异”与“同”，也可反映“相似”，这个“相似”就是事物在分类树中所处的相对位置。

在同一本体中，空间目标的名义量表特征主要包括属性、功能、结构、部分等，属性特征描述类的不同类型，功能特征表达可以应用的功能，结构特征是目标所具有的物理结构，部分特征是相对它所属的整体而言所具有的成员特征。Rodriguez（2000 年）的特征匹配模型（MD）使用了特征匹配的距离模型，但是，这种距离有时并不符合欧氏距离的特征。自相似性总是比不同目标之间的相似程度大。相似性有时具有不对称性（比如，医院象建筑物，但不能说建筑物象医院）。相似性没有传递性，因为这里使用的是一种概念距离。

Tversky（1977 年）利用集合论定义了一个计算语义相似性的“对照模型”，公式如下：

$$S(a,b) = \theta f(A \cap B) - \alpha f(A - B) - \beta f(B - A)$$

该模型可以进一步转换为一个“比率模型”，公式如下：

$$S(a,b) = \frac{f(A \cap B)}{f(A \cap B) + \alpha f(A - B) + \beta f(B - A)}$$

其中， α 、 β 、 θ 分别为相应的权重， $(A \cap B)$ 表示 a 、 b 中相同特征的集合； $(A - B)$ 表示特征集属于 a ，但不属于 b ； $(B - A)$ 表示特征集属于 b ，但不属于 a 。这里，并没有考虑

概念空间中的空间密度，若考虑该因素，就必须修正上面的公式。同时，该模型也没有考虑不同特征的重要程度。

在语义关系中，我们常用层次结构来描述，在这种层次性语义网络中，语义距离可以产生一种评价语义相似性的直观方法。当语义网络中只有“is-a”关系时，语义距离就能说明语义的关联程度，这种概念距离是在语义网络中两个节点之间的最短路径的长度。但是，在语义网络中相邻节点并不一定是等距离的，节点的密度对语义距离的计算有影响。很多学者利用这种思想提出了语义相似性的计算模型。语义相似性的计算模型还有“基于信息量的模型”和“基于上下文关系的模型”。基于信息量的模型使用层次结构和信息量来计算语义相似性，是基于分类的相似性，两个概念所共有的信息越多，则越相似，两个类的相似性近似为在层次结构中包括这两个类的第一个超类的信息量，概念越抽象，信息量越低。基于上下文关系的模型考虑了一个概念词汇在上下文中出现的情况和各种限制条件。

Rodriguez（2000 年）在分析了已有模型的基础上，提出了一个 MD 模型，用它来分析实体类（Entity Class）之间的语义相似性，实体类包括了类的名称、实体类之间的语义关系、实体类的不同特征。实体类借助词汇与自然语言中的概念相联系，而这些词汇有同义性和多义性。语义关系是描述有关概念性知识的一种典型方式，例如“is-a”关系、“part-whole”（部分整体）关系。“is-a”关系有传递性和不对称性，可用于定义层次结构。部分整体关系有传递性，实体类之间可以在功能、可分解性等方面存在这种关系。语义关系可以分为很多种，但是在地理信息系统中常用“is-a”关系和“part-whole”（部分整体）关系。如图 7-13 所示，实线箭头表示“is-a”关系，虚线箭头表示“part-whole”（部分整体）关系。因此，把实体类的不同特征可以分为部分关系特征、功能特征和属性特征，并分别给予它们一个权重。实体类之间的相似性计算公式如下：

$$S(A,B)=W_pS_p(A,B)+W_fS_f(A,B)+W_aS_a(A,B)$$

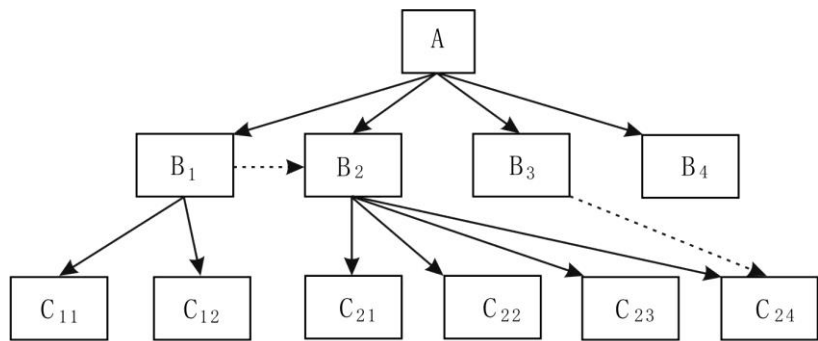


图 7-13

其中， p 、 f 、 a 分别表示部分关系特征、功能特征和属性特征，假设用变量 N 表示这些特征， W_N 表示不同类型特征的权重，这些权重可以人为设定，或者利用不同类型的特征值出现的次数来计算，假设有 n 个实体类， M 表示某种类型的特征出现的次数，那么，这三

种特征 (p 、 f 、 a) 的权重为:

$$W_f = \frac{P_f}{P_f + P_p + P_a}; \quad W_p = \frac{P_p}{P_f + P_p + P_a}; \quad W_a = \frac{P_a}{P_f + P_p + P_a},$$

其中, $P_N = 1 - \frac{M}{n}$ 。这也说明了出现的次数越少, 权重越大。不同类型的特征的相似程度为:

$$S_N(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cap B| + \alpha \cdot |A - B| + (1 - \alpha) \cdot |B - A|}$$

其中, “ $||$ ”表示取模, 例如集合中元素的个数等。参数 α 由实体类 A 、 B 与包含这两个类的“最近的超类”来决定, 当其中有一个类是另一个类的超类时, 前者也被认为是“最近的超类 (*Super*)”。在计算参数 α 时, Rodriguez (2000 年) 仅考虑了语义的层次结构, 在分类树中可以很容易计算空间实体类 A 、 B 和它们的最近的超类间的距离, 空间实体类 A 、 B 之间, 以及它们与其最近的超类间的距离分别表示为 $d(A, B)$ 、 $d(A, Super)$ 和 $d(B, Super)$ 。计算参数 α 的公式如下:

$$\alpha(A, B) = \begin{cases} \frac{d(A, Super)}{d(A, B)} & d(A, Super) \leq d(B, Super) \\ 1 - \frac{d(A, Super)}{d(A, B)} & d(A, Super) > d(B, Super) \end{cases}$$

假设图 7-13 中的相邻语义的距离为 1, 那么, $\alpha(B_2, B_3) = 1/2$; $\alpha(B_3, B_2) = 1/2$ 。但是, $\alpha(A, B_3) = 0$; $\alpha(B_3, A) = 1 - 1 = 0$ 。同时,

$$S_N(A, B_3) = \frac{|A \cap B_3|}{|A \cap B_3| + |B_3 - A|} < S_N(B_3, A) = \frac{|A \cap B|}{|A \cap B| + |A - B_3|}$$

因为 B_3 继承了 A 的特征, $|B_3 - A|$ 比 $|A - B_3|$ 大, 这也符合相似性评价的方向性, 也就是说, 子类与超类的相似程度比该超类与该子类的相似程度大。当考虑部分整体关系时, 如图 7-13 所示, B_1 和 B_2 之间的超类是 B_1 , 但是, 若只考虑 “is-a” 关系时, B_1 和 B_2 之间的超类是 A , 这种部分整体关系的相似性评价有不可预知性, 因为它们之间并没有必然的继承关系。实际上, 空间实体类之间的关系是复杂的语义网络关系, 因此, 该距离应当用最短距离计算, 可以利用空间实体类 A 、 B 和它们的最近的超类间的最小距离 $d_{\min}(A, SUPER)$ 和 $d_{\min}(B, SUPER)$ 计算参数 α 的值, 公式如下:

$$\alpha = \begin{cases} \frac{d_{\min}(A, Super)}{d_{\min}(A, Super) + d_{\min}(B, Super)} & d_{\min}(A, Super) \leq d_{\min}(B, Super) \\ \frac{d_{\min}(B, Super)}{d_{\min}(A, Super) + d_{\min}(B, Super)} & d_{\min}(A, Super) > d_{\min}(B, Super) \end{cases}$$

所求出的相似性函数值在 0 到 1 之间, 值为 1 表示两实体类之间所有特征相同, 值为 0 表

示两实体类之间所有特征不同。

由于这些特征都是定性的，而名义量表又具有这些特征，所以可以把反映目标本质的这些特征统一起来，用于计算名义量表语义相似性。

空间目标的语义除了名义量表语义外，还包括有序量表语义、间隔量表语义和比率量表语义。我们知道距离可以描述两个实体或事物之间的远近或接近程度，这种接近程度就是实体或事物间的相似程度，距离越小表明越接近，相似程度越高。对于 n 维空间目标来说，可以用欧氏距离来计算空间目标间量表的相似性程度。

如果空间对象 a 和 b 的语义描述是有序量表的，可以分为 n 个等级，把各等级按顺序标为 1 至 n ，我们用空间目标间的等级差值除以等级总数，使距离差值在 $[0, 1]$ 之间。如果空间对象 a 和 b 的语义描述是比率量表的，可以进行归一化处理，使值的范围落在 $[0, 1]$ 之间。如果空间对象 a 和 b 的语义描述是间隔量表的，取每个间隔的平均值代表该间隔，这样就和比率量表相同了，比率量表归一化处理的公式如下：

$$\frac{X_{\max} - X_i}{X_{\max} - X_{\min}} = \frac{1.0 - x}{1.0}$$

其中， X_{\max} 表示比率量表中的最大值， X_{\min} 表示比率量表的最小值， X_i 是比率量表中第 i 个值， x 是第 i 个值归一化后计算出来的值。当数值进行归一化后，就可以求各种量表下的欧氏距离。公式如下：

$$d_{ab} = \left[\sum_{l=1}^n (x_{la} - x_{lb})^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

其中，下标 a, b 表示对象 a 和 b ， d_{ab} 是对象 a 和 b 的语义距离， n 表示空间目标中该类型量表的数据个数。由于相似性值是随距离的增大而减少，而 d_{ab} 的范围在 $[0, 1]$ 之间，所以可以用 1.0 减去归一化后的距离值来表示非名义量表语义相似性值，相似性值如下：

$$S_U(a, b) = 1.0 - d_{ab}$$

非名义量表语义相似度量算方法较名义量表语义相似程度的量算方法简单，主要是因为它有具体的等级或数值，比较容易计算空间目标的语义在 n 维空间中的距离。

假设 W_N 和 W_U 分别是名义量表语义和非名义量表语义的权重，权重之和为 1，两个空间目标的语义相似性值为：

$$S(a, b) = W_N S_N(a, b) + W_U S_U(a, b)$$

Rodriguez（2000 年）所提出的方法局限于描述性的语义，仅计算了名义量表语义相似性，侧重于词汇方面的语义相似性。这里，把定性和定量的语义联系起来，可以直接运用于任何本体，对于不同本体之间空间目标的语义也同样适应。但是，Rodriguez（2000 年）对不同本体之间空间实体类之间的相似性提出了一个想象的“任意事件（Anything）”的概念，用它来连接两个本体。如图 7-14 所示，本体 A 和本体 B 通过任意事件 O 连接，MD 模型的参数 α 的公式必须修改为：

$$\alpha(A, B) = \begin{cases} \frac{depth(A)}{depth(A) + depth(B)} & depth(A) \leq depth(B) \\ 1 - \frac{depth(A)}{depth(A) + depth(B)} & depth(A) > depth(B) \end{cases}$$

其中, $depth$ 表示实体类到任意事件 O 的深度。例如, 图 7-14 中 A_{11} 的深度为 3, B_2 的深度为 2, 那么, 参数 $\alpha(A_{11}, B_2) = 1 - (3 / (3 + 2)) = 1 - 3/5 = 0.4$ 。但是, 在不同的本体中, 实体类的名称、定义和解释等会有差别。因此, Rodriguez (2000 年) 提出利用实体类的词汇相似性、特征相似性和语义邻近来一起描述不同本体的实体类语义相似性。

所谓词汇相似性是指实体类的含义相似程度, 例如, 假设本体 A 的实体类 A_{11} 可以用词汇集合 $\{a, b, c, d\}$ 描述, 本体 B 的实体类 B_1 可以用词汇集合 $\{a, d, e, f\}$ 描述, 那么, 依据这两个集合就可以计算 A_{11} 和 B_1 的词汇相似程度。同样道理, 对于特征相似性, 例如, 实体类 A_{11} 包含的部分是集合 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$, 实体类 B_1 包含的部分是集合 $\{b_1, a_2, a_3, b_4\}$, 那么就可以依据这两个集合计算 A_{11} 和 B_1 的有关“部分”特征的相似程度。

语义邻近 (Semantic neighborhood) 是指某一个实体类在语义网络中以它为中心在一定距离范围内的所有实体类, 分别在两个不同本体上的两个实体类的语义邻近就是两个由实体类组成的集合, 根据这两个集合就可以计算在两个不同本体上的两个实体类的语义邻近的相似程度。这里所说的距离是一种概念性的距离, 例如, 相邻实体类之间的连接距离为 1。根据认知地理学, 我们知道, 任何事物之间是相互联系的, 事物之间越邻近, 它们之间的关联程度就越大, 在人们的认识中也常用模糊的距离来描述。邻近性的概念化和形式化在信息可视化中也被称为“空间化”。基于语义关联程度, 非空间数据可以投影到一个任意的符合逻辑的空间参考框架上, 直线的欧氏距离可以用于表达数据内容关联度的空间化。除了这种直线距离外, 描述语义关联程度方法还有: 网络拓扑中点之间的连接 (网络拓扑邻近)、网络几何邻近点之间的几何连接 (网络几何邻近)、属于不同专题的成员之间的连接。

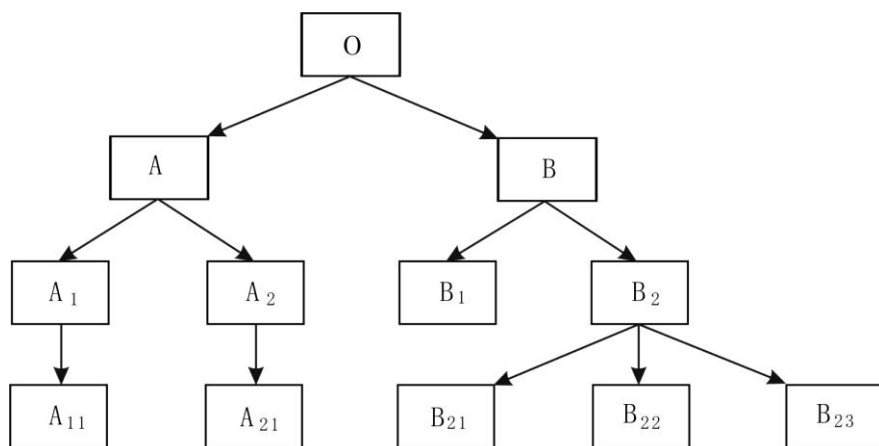


图 7-14 两个本体的连接

第七节 地图相似性

在实际应用中,空间区域内会存在多个空间目标,多种空间关系会同时影响人们对空间的认识,可以把这种空间定义为“空间场景”,它由多个空间目标组成。Papadias D.、Karacapilidis N.和 Arkoumanis D. (1999 年)在定义了拓扑、方向和距离的相似程度后提出了一种空间场景相似程度的计算方法。Bruns H. T.和 Egenhofer M. J. (1997 年)基于空间拓扑关系概念邻域图和空间方向关系概念邻域图提出了一种空间场景相似性的描述方法。但是,我们常用于描述空间场景的是地图,Hagen A. (2002 年)详细研究了地图比较的方法,并分析了不同方法的特点。

一、空间场景相似程度的计算

空间场景相似程度与所在空间中空间目标之间的方向关系、拓扑关系和距离关系有关,必须在分析这三种关系的基础上来描述两个空间场景的相似程度, Papadias D.、Karacapilidis N.和 Arkoumanis D. (1999 年)利用模糊数学定义了空间拓扑关系的相似程度、空间方向关系的相似程度和空间距离关系的相似程度,并提出了一种空间场景相似程度的计算方法,前两种相似程度的计算方法在前面的章节中已有讨论。对于空间距离关系相似程度,他们利用了对对象质心之间距离的一个约束: D_{di-dj} , 规定两个对象质心之间的距离必须在 $[di, dj]$ 范围内。同方向约束类似, 用一个梯形隶属函数来描述距离关系的相似程度。对于一个小的距离 δ , D_{di-dj} 与模糊数 $(di - \delta, di, dj, dj + \delta)$ 相对应, 距离关系相似程度 SIM_D 定义为:

$$SIM_D(D_{di-dj}, d) = \begin{cases} (d - di + \delta) / \delta & \text{if } di - \delta < d < di \\ 1 & \text{if } di \leq d \leq dj \\ (dj - d + \delta) / \delta & \text{if } dj < d < dj + \delta \\ 0 & \text{Other} \end{cases}$$

假设在空间数据库中有 n 个对象,那么,可以组成一个“属性关系图”(Attribute Relation Graph, ARG),在该图中,每个对象与另外 $n-1$ 个对象建立关系,这些关系包括距离关系、拓扑关系和方向关系,总共有 $3n(n-1)$ 个二元约束关系。

若对这 n 个目标进行另外的排列,则又可以得到 $3n(n-1)$ 个二元约束关系,那么,这两种排列的空间场景相似程度可以定义为:

$$SIM = \frac{\sum (SIM_T(R1_i, R2_i) + SIM_A(R1_i, R2_i) + SIM_D(R1_i, R2_i))}{3n(n-1)}$$

其中, $R1$ 、 $R2$ 表示不同排列的 ARG 的集合, $R1_i$ 、 $R2_i$ 表示同样两个目标之间在不同的排列中所拥有的空间关系。

该相似程度可以用于相似性排列的检索,在检索过程中,还可以进一步使用“路径一致性”和空间关系重要性排序。空间关系重要性排序是指在检索过程中根据 ARG 所包含的空间关系的稀少程度来确定空间关系的重要程度。

二、地图比较的含义

在地图的应用过程中，进行地图的比较是用图者常用的技术方法，地图的比较会因人而异，或随时间而变化，因此，形式化地描述这种直观判断过程是非常困难的。当比较地图的时候，人们要考虑许多方面，例如，局部的相似性、整体的相似性、逻辑一致性以及模式等等。

两幅地图的比较可以采用最简单的方法：先把两幅地图都转换为 $m \times n$ 的栅格矩阵，然后很自然地进行单元格的一对一的比较。但是，这种方法无法考虑排列的情况，例如，比较两个黑白相间的栅格矩阵，这两个栅格矩阵的行列数都相同，每一行上栅格单元黑白相间，每一列也是如此，如果在左上角都是以白色单元格开始，则这两个栅格矩阵 100% 相似，如果一个栅格矩阵左上角是白色，另一个栅格矩阵左上角是黑色，通过比较相对应的每个单元格的顏色，发现是完全不同的，计算出来的相似性值为 0%。很明显，这一结论与我们的直觉判断并不一致，至少它们在形状、结构等方面是相似的。

尽管这种计算和我们的直觉判断有差别，也还有缺陷，但是，Hagen A. (2002 年) 认为，这种自动的地图比较方法具有可重复性和客观性。在进行地图比较的时候，这两种特性不可缺少。Hagen A. (2002 年) 还介绍了进行地图比较的三种方法：Kappa 统计法，这是一种传统的方法；模糊推理方法；模糊集方法。

栅格地图是常用的数字地图模式之一，数据结构比较简单，也有利于进行栅格单元的比较，看它们是否有相同的类。我们可以比较某一区域不同时间的地图，或者是不同制图单位对同一区域绘制的地图。在某一区域不同时间的地图系列中，可以从比较过程中看出该地区的发展趋势，并能够根据发展趋势及时制定相应的规划，这在土地利用、环境监测以及城市规划方面有很大的实用性。从不同制图单位对同一区域绘制的地图中，可以比较分析哪幅地图更合理。Hagen A. (2002 年) 所使用的数据都有一个共同点：都假定所有要比较的地图具有相同的图例，而实际上，不同时间或不同单位绘制的地图的图例可能存在不一致性，有的可能更详细，有的可能更概括。

二、地图比较的统计方法

Carletta J. (1996 年) 认为，当比较过程中包含成对的比较数目时，Kappa 统计对于表达这种相似程度是一个合适的方法。Kappa 统计的基本思想是用一致性百分比 $P(A)$ 来修正所期望的统计一致性百分比，期望的一致性是指在地图所观测的范围内重新随机定位 (Random Location) 所有单元所出现的一致性，用 $P(E)_{RL}$ 来表示。Kappa 统计中的地图相似程度被定义为：

$$K = \frac{P(A) - P(E)_{RL}}{1 - P(E)_{RL}}$$

现在，假设有两幅地图 A 和 B，这两幅地图上都表达了 C 个类别的目标的分布情况， P_i 是地图 A 中分类为 i 的单元所占的比例， P_i 是地图 B 中分类为 i 的单元所占的比例， P_{ij} 是地图 A 中类 i 在地图 B 中与类 j 重合的单元所占整个比较区域的比例，如表 7-12 所示。利用表 7-12 可以得到 $P(A)$ 和 $P(E)_{RL}$ ，计算公式如下：

表 7-12 地图比较的示例

地图 A 的 分类	地图 B 的分类				总计
	1	2	...	C	
1	P_{11}	P_{12}	...	P_{1c}	$P_{1.}$
2	P_{21}	P_{22}	...	P_{2c}	$P_{2.}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
C	P_{c1}	P_{c2}	...	P_{cc}	$P_{c.}$
总计	$P_{.1}$	$P_{.2}$...	$P_{.c}$	1

$$P(A) = \sum_{i=1}^c p_{ii}$$

$$P(E)_{RL} = \sum_{i=1}^c p_{i.} p_{.i}$$

Kappa 值在 -1 到 1 之间变化，最大值为 1 表明完全一致，最小值 -1 表明最大的不一致性，值为 0 表示所观测的一致性与所有单元随机安排时所期望的一致性相匹配。很明显，该方法把定位误差和数量误差混在一起了。Pontius（2000 年）为了克服这种缺陷，提出了一种 Kno 统计方法，该方法与 Kappa 方法相似。对于期望的一致性进行了重新计算，原因是：如果每个单元的类是随机选取的，那么每个单元是该类的概率是 $1/c$ ，其中， c 表示类的数目，该分数称为 $P(E)_{RC}$ ，这里， RC 代表随机类（Random Category）。两幅地图的相似程度的计算方法如下：

$$Kno = \frac{P(A) - P(E)_{RC}}{1 - P(E)_{RC}} = \frac{P(A) - 1/c}{1 - 1/c} = \frac{c * P(A) - 1}{c - 1}$$

Pontius(2000 年)为了进一步区分定位误差和数量误差，分别提出了 *Klocation* 和 *Khisto* 两个统计量，其中，*Klocation* 的最大值是 1，没有最小值，其优点是该值与每类单元的总数无关；缺陷是，没有定义公式中分母为零的情况。尽管 *Klocation* 给出了类的空间分布的相似性，但是这个空间相似性的定义是十分狭隘的。例如，有些结构相似的图用该方法计算出来的相似值竟然为 1，而实际上这两幅图并不相同。当 *Klocation* 接近 1 时表示改进分类的空间分布也不会引起很多改善，当 *Klocation* 接近于 0 时表示没有太多的改善能用到分类的空间分布。当 *Klocation* 为负数时表示两幅地图的分布模式基本不同。*Khisto* 强调两幅地图在分类上的数量相似性，依赖于每类的单元数量，可以直接利用两幅地图的直方图进行计算。*Klocation* 和 *Khisto* 的计算公式如下：

$$Klocation = \frac{P(A) - p(E)_{RL}}{P(\max) - P(E)_{RL}} = \frac{\sum_{i=1}^c (p_{ii} - p_{i.} p_{.i})}{\sum_{i=1}^c (\min(p_{i.}, p_{.i}) - p_{i.} p_{.i})}$$

$$Khisto = \frac{P(\max) - P(E)_{RL}}{1 - P(E)_{RL}} = \frac{\sum_{i=1}^c \min(p_i, p_i) - \sum_{i=1}^c (p_i p_i)}{1 - \sum_{i=1}^c (p_i p_i)}$$

Pontius（2000 年）把两幅地图的相似性值定义为：

$$SIM = Khisto * Klocation$$

当只考虑两幅地图的某一类的相似性值时，表 7-12 就变成了表 7-13，相应的统计相似性指标如下：

表 7-13 对地图的某一分类进行比较的示例

地图 A 的 分类	地图 B 的分类		总计
	<i>i</i>	其他类	
<i>i</i>	P_{ii}	$P_{i-} - P_{ii}$	P_{i-}
其他类	$P_{-i} - P_{ii}$	$1 - P_{i-} - P_{-i} + P_{ii}$	$1 - P_{i-}$
总计	P_{-i}	$1 - P_{-i}$	1

$$K_i = \frac{P_{ii} - P_{i-} P_{-i}}{0.5(P_{i-} + P_{-i}) - P_{i-} P_{-i}}$$

$$Kno_i = 1 + 4P_{ii} - 2(P_{i-} + P_{-i})$$

$$Klocation_i = \frac{P_{ii} - P_{i-} P_{-i}}{\min(P_{i-}, P_{-i}) - P_{i-} P_{-i}}$$

$$Khisto_i = \frac{\min(P_{i-}, P_{-i}) - P_{i-} P_{-i}}{P_{ii} - P_{i-} P_{-i}}$$

三、地图比较的模糊集方法

客观世界中，自然现象能通过模糊概念来表达不确定的位置和边界，用模糊方法能捕获许多没有精确边界或位置的地理现象特征。认知科学表明，人们常常用模糊逻辑的方法去推理日常生活事件。在许多真实世界环境中，人们有能力去推理对象的位置、方向、相互关系等。在许多问题中，模糊集理论比起传统的统计方法（例如概率论）而言，是一种更接近于人们观察、推理和决策的方法。通过改变二值指标函数，把传统的集合理论扩展到多值隶属函数。模糊集可以表达为 $A = \{X, \mu_A(x) | x \in X\}$ ，其中， $\mu_A(x)$ 表示隶属函数，它的取值范围为[0, 1]。

对于地图比较而言，应当考虑两个模糊源：位置模糊和分类模糊。位置模糊表现在它

的分类与其邻域的分类有关，隶属函数是一个距离递减函数，例如，该单元本身的距离为 0，隶属函数值为 1；该单元的 4-邻域的 4 个单元的距离为 1，隶属函数值为 0.5；该单元的 8-邻域的 4 个单元（不包括 4-邻域的 4 个单元）的距离为 $\sqrt{2}$ ，隶属函数值为 0.2；依次类推，就可以得到更远的邻域单元的距离和隶属函数值。分类模糊意味着在地图图例中的一些类彼此之间有相似性。假设地图是以栅格的方式描述，那么，在模糊表达中，一个单元将部分属于多类，可以用模糊矢量描述，例如，假设有 C 类，对于每个单元而言，分类模糊矢量可以表示为：

$$V_{Category} = \{\mu_1, \dots, \mu_C\}$$

集合中描述了隶属函数的值。当考虑该单元的邻域时，假设该单元有 N 个邻域，Hagen A.（2002 年）认为该单元的模糊矢量应当受该单元邻域的影响，那么，包括这些邻域的单元集合 H 的模糊矢量（也可以认为，该模糊矢量是中心单元的模糊矢量）可以表示为：

$$V_{fuzzy} = \begin{cases} F_1 = \max(\mu_{11} * m_1, \mu_{12} * m_2, \dots, \mu_{1N} * m_N) \\ F_2 = \max(\mu_{21} * m_1, \mu_{22} * m_2, \dots, \mu_{2N} * m_N) \\ \vdots \\ F_C = \max(\mu_{C1} * m_1, \mu_{C2} * m_2, \dots, \mu_{CN} * m_N) \end{cases}$$

其中， μ_{ij} 表示第 j 个单元属于第 i 类的隶属函数值，其中 i 表示地图的第几个分类， j 表示集合 H 的第 j 个元素（单元）， m_i 表示第 i 个单元的位置模糊性的成员函数值，如前所述，该隶属函数是一个距离递减函数。

分类定义的模糊性体现在顺序量表上，例如“高密度”、“中密度”、“低密度”的居住地。类间的相似性在模糊分类矢量中表达。对于初始类，隶属函数值可以定义为 1，其它类可以依据相似水平，其值在 0 到 1 之间。例如，“高密度”、“中密度”、“低密度”的居住地与水域这 4 类的分类模糊矢量可以定义为：

$$\{1, 0.4, 0.2, 0\}, \{0.4, 1, 0.4, 0\}, \{0.2, 0.4, 1, 0\}, \{0, 0, 0, 1\}$$

假设有两幅地图 A 和 B，它们都表达 C 个类，单元的模糊矢量分别为 $\{F_{1,A}, \dots, F_{C,A}\}$ 、 $\{F_{1,B}, \dots, F_{C,B}\}$ ，单元的分类模糊矢量分别为 $\{U_{1,A}, \dots, U_{C,A}\}$ 、 $\{U_{1,B}, \dots, U_{C,B}\}$ ，分别属于两幅地图的两个对应模糊单元 a 和 b 的相似程度可以表示为：

$$Sim(a,b) = \min(Sim(a \rightarrow b), Sim(b \rightarrow a))$$

$$其中： Sim(a \rightarrow b) = \max\{\min(U_{1,A}, F_{1,B}), \min(U_{2,A}, F_{2,B}), \dots, \min(U_{C,A}, F_{C,B})\}$$

$$Sim(b \rightarrow a) = \max\{\min(F_{1,A}, U_{1,B}), \min(F_{2,A}, U_{2,B}), \dots, \min(F_{C,A}, U_{C,B})\}$$

对于两个整幅地图的相似性评价，就可以利用 K-模糊统计方法，K-统计方法在前面已做了详细的介绍，Hagen A.（2002 年）仍然用传统的 Kappa 统计方法，但是，概率期望值 $P(E)$ 的计算方法发生了变化。虽然用单元的相似值可以计算所有单元的平均相似性，

但是平均相似性对于整体相似性来说未必是好的方法，因为期待的相似值很大程度上受到地图中类的数目的影响，以及受这些类中单元的数值分配的影响。

若不考虑类的模糊性，仅考虑位置的模糊性，那么可以定义邻近单元的位置模糊性的隶属函数为： $M(d) = 2^{-d/2}$ 。在栅格地图单元中，离中心单元有相同的距离的这些单元会形成一个邻近环，对于一个中心单元而言，会形成不同的环，每个环上会有多个单元。若两幅地图（A 和 B）有对应两个单元（两个中心单元 a 和 b），地图 A 中 a 的类 i 和地图 B 中 b 的类 j 不匹配，但是，在与这两个中心单元有一定距离的邻近单元会有与中心单元相似的类，这种可能性 $P(n)$ 计算公式是：

$$P(n) = (1 - (1 - P_i)^n) * (1 - (1 - P_j)^n)$$

其中， n 是在这距离之内的单元数目，表 7-12 说明了不同类所占的比例。当只考虑中心单元时， $d=0$ ，分类能完全匹配的期望概率是：

$$E(0) = \sum_{i=1}^c p_i \cdot p_i$$

若考虑中心单元与其邻域，那么，不同的距离范围内，或不同的邻近环（第 k 个）上单元相似的期望概率（Hagen A., 2002 年）为：

$$E(k |_{k \geq 1}) = \sum_i^c \sum_j^c [(1 - \partial_{ij}) * P_i * P_j * (P(n_k) - P(n_{k-1}))]$$

其中，当 $i=j$ 时， $\partial_{ij}=1$ ，否则 $\partial_{ij}=0$ 。 n_k 表示第 k 个邻近环内的单元数。那么，

$$P(E)_{RL} = \sum_{k=1}^R E(k) * M(d_k)$$

其中， d_k 表示第 k 个环离中心单元的距离， R 表示所考虑的最大环数。利用 Kappa 统计公式就可以计算出两幅地图的整体相似程度。

Hagen A.（2002 年）经过大量实验后发现：运用模糊集理论能获得两张分类地图的空间相似性，所得结果基本上是与视觉检查一致。该方法仅考虑了位置模糊性，对于小的或无规则形状的地图，该方法还不适用。

四、地图比较的模糊推理方法

地图的比较往往是模糊的，同时，我们有时也只需要知道大致的相似程度，Power C., Simms A. 和 White R.（2001 年）提出了一种模糊推理方法。假设有两幅地图 A 和 B，以 A 为参考地图，A 和 B 都是栅格地图，那么，按照分类，A 和 B 都可以建立相应的多边形，每个多边形有相应的类别属性。把两幅地图 A 和 B 叠加在一起，就可以找到类别相同的来自 A 和 B 的多边形相交的情况。

设地图 A 的一个多边形为 D，面积为 $Area$ ，分类为 j ，那么，地图 B 中分类为 j 的多

边形与多边形 D 相交的面积可以表示为： $IntersectionArea$ ，相交率为： $P_{inter} = IntersectionArea/Area$ 。不相交率为： $P_{compl}=1- P_{inter}$ 。但是，相交的部分会由多个多边形组成，同时，这些多边形会有大小，例如，包含了多少个单元，设单元个数为 $PixelNum$ 。利用定义的隶属函数，把 P_{inter} 、 P_{compl} 、 $PixelNum$ 这些值转换为语言值，例如，高、低、大、小等，这是一个模糊化的过程。然后，利用已定义好的规则集进行推理，模糊推理中涉及的非模糊化的方法很多，例如重心法、最大中心法等。由此得到局部的相似程度值（ $LocalSim$ ），该值是局部匹配值。对于整体的相似性值，可以取这些局部相似程度值的平均值，公式如下：

$$GlobalSim = \frac{\sum_i^n LocalSim(i) * Area(i)}{\sum_i^n Area(i)}$$

其中， n 表示两幅图相交后有同一个类别的多边形（简称为相交多边形）数， $LocalSim(i)$ 表示第 i 个相交多边形的局部相似程度值， $Area(i)$ 为第 i 个相交多边形的面积。