

空间目标不确定性的表达方法 及其在 GIS 中的应用分析

程 涛^{1, 2} 邓 敏³ 李志林⁴

(1 伦敦大学地理信息工程系, 英国伦敦, WC1E 6BT)

(2 中山大学地理科学与规划学院, 广州市新港西路 135 号, 510275)

(3 中南大学测绘与国土信息工程系, 长沙市岳麓山, 410083)

(4 香港理工大学土地测量与地理资讯学系, 香港九龙红磡)

摘 要:分析了地理空间目标不确定性的特征和产生机理,建立了空间目标不确定性的分类体系。在此基础上,从方法论的角度分别阐述了处理空间目标不确定性的数学方法,给出了各种数学方法的联系和区别。最后,通过一个实例验证了不同的表达方法可得到不同的结果。

关键词:空间目标;不确定性;机理;模糊性;云理论

中图法分类号:P208

国内外对空间数据不确定性的现有研究主要集中在空间位置数据、属性数据以及空间关系的不确定性等方面,重点是不确定性的建模、精度分析、传播方法和可视化表达方面的研究^[1]。在这些研究中,所考虑的空间目标主要是能明确识别的空间实体(如道路),其不确定性主要是由于测量、数字化等数据采集和后续空间分析引起的。在处理方法上,很大程度上沿用了大地测量学中观测误差的处理方法。

然而,在实际应用中,不确定性的另一个重要来源是与空间目标(或目标类)定义相关的不确定性,包括含糊性、不明确性和不一致性^[2]。含糊性是指基于某类现象的中心概念并可以用被预先定义的属性明确描述出来,但是相邻目标的边界却难以明确划分。不明确性主要是指在地理分析中由多尺度问题(统计相似性)产生的一类不确定性。不一致性是由于不同的分类准则导致的,例如在植被分类中,基于遥感影像得到的植被分类结果与利用土壤湿度专题图进行分类得到的结果往往是不一致的^[3, 4]。上述 3 类不确定性都可能导致 GIS 中表达的空间目标与实际情况存在较大差异^[5],在现有文献中通常称之为模糊目标。

本文着重讨论这类空间目标的不确定性,包括其本质特征、表达方法以及在 GIS 中的应用分析。

1 不确定性的分类体系及产生机理

许多人从认知语言学的角度分析空间目标的不确定性,但是,笔者认为,数据用途与经验现实、观测方式是紧密相关的。由经验现实所引起的空间目标的不确定性的本质特征包括空间连续性、混质性、动态性和尺度相关性^[6]。

因此,可以建立空间目标不确定性的一个分类体系,如图 1。可以看出,空间目标可分为可以明确识别的和难以明确识别的。对于前者而言,空间目标的不确定性主要有量测误差和抽样误差(统称为误差);对后者而言,除了误差,空间目标的不确定性主要包括含糊性、不一致性和不明确性(统称为模糊性)。而这些不确定性则来源于空间目标的本质、尺度相关性、动态性、连续性和混质性。

2 不确定性处理的数学方法

在 GIS 中,一个空间目标的描述涉及到位

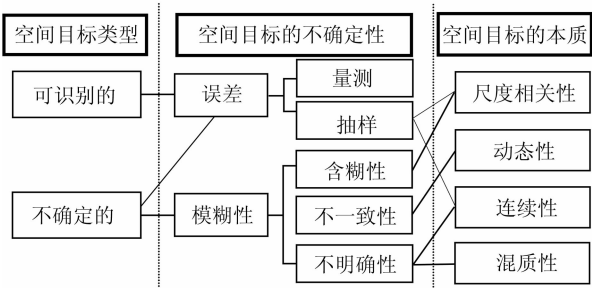


图 1 空间目标的不确定性分类体系及发生机理
Fig. 1 Classification of Uncertainties of Spatial Objects and Its Causes

置、类别(属性)以及相关量测参数。空间目标的不确定性本质导致了空间目标类别定义的不确定性,这些类别定义可能是模糊的、多准则的、不完备的以及时间相关的。这些不同类型的不确定性通常要求用不同的数学工具来处理。

2.1 模糊集方法

模糊集是指没有不能明确边界定义的集合或类别^[7]。与传统的集合不同,部分属于关系在模糊集中是允许的。这意味着类别之间是可以重叠的,而隶属函数应该反映类别间的重叠或转化。通常有两种方法来定义隶属函数:一种是基于专家知识的方法,另一种是基于统计特征的聚类法。常用的基于专家知识的方法为语义输入模型(semantic import model, SIM)。当前,模糊集方法被广泛地用于描述空间目标的几何不确定性。

2.2 粗糙集方法

粗糙集已应用于不精确、不确定和不完整的信息分类、推理和知识获取^[8]。与模糊集类似,粗糙集也被看作是经典集合的一种延伸。它是通过一对标准集(\underline{X}, \bar{X})来定义的。在这个定义中,如果一个点落在 \underline{X} 中,可以确信这个点一定在粗糙集中;如果一个点在 \bar{X} 与 Z 的差集中,那么就不能确信这个点是否在粗糙集中;如果一个点落在 \bar{X} 之外,那么就可以确信这个点不在粗糙集中。这些集合可以包含单个的点,亦可以是连续的面。利用粗糙集方法可以处理由多尺度空间和语义产生的不精确数据^[9, 10]、不明确性和不一致性。

2.3 粗糙模糊集方法

粗糙模糊集可以看作是模糊集或粗糙集的一种延伸,它具有与模糊集和粗糙集相类似的基本运算。最近,Ahlqvist 等人用粗糙模糊集来表达由于有多个准则而难以识别和定义含糊而产生的不确定性^[4]。在他的研究中,粗糙模糊集被用于比较同一区域的不同分类体系的植被覆盖情况。与文献[3]不同的是,新的附加信息被用来确定土

壤的湿度,从而帮助确定植被的类别。类似于粗糙集分类的质量评估,Ahlqvist 等人^[4]亦对粗糙模糊集分类的结果进行质量评估,提出了粗糙性度量、模糊性度量以及精度综合评价指标。

2.4 直观模糊集方法

模糊集方法不适用于处理数据丢失或隶属函数值难以定义的问题。当不同的系统要交互及综合利用不同的数据集时,这个问题可能会更加突出。直观模糊集(intuitionist fuzzy set, IFS)的提出主要是用来解决模糊逻辑的缺陷^[11]。假设 X 是一个非空的集合,在 X 中的一个直观模糊集 A 是一个具有下列特性的个体:

$$A: \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle \mid x \in X \}$$

其中, $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\nu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 分别表示元素 x 属于 X 的隶属函数值和 x 不属于 X 的隶属函数值。对任意一个 $x \in X$, μ_A 和 ν_A 满足 $0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$ 。与模糊集不同, μ_A 和 ν_A 之和不一定等于 1。当系统缺乏完备的信息时,这个特性十分有用。

2.5 云理论(随机模糊集)

云理论是用于处理不确定性的一种新理论,包括云模型、虚云、云运算、云变换和不确定性推理等方面^[12]。云模型可以将模糊性与随机性结合起来,故亦称为随机模糊集。它解决了作为模糊集中隶属函数概念的固有缺陷。

实质上,云模型是用语言值描述的某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型。通常,一个云由期望值(Ex)、熵(En)和超熵(He)来刻画。此外,云理论还广泛应用于知识表达、知识发现、知识应用等方面^[12]。

3 各种不确定性集合表达间的转换关系

上述 4 个处理空间不确定性的数学方法都是从经典集合演变而来的。当它们用来表达一个不确定性空间目标时,本文泛称为不确定性集合。图 2 表示了 4 个不确定性集合之间的关系。可以看出,当刚性集的边界(图 2(a)中 b_1 和 b_2)附近有不確定元素 $\bar{X} - \underline{X}$ (亦称宽边界或过渡带)时,产生粗糙集(图 2(b))。当 $\bar{X} - \underline{X} = \emptyset$ 时,粗糙集就变成了刚性集。模糊集、直观模糊集以及随机模糊集都是对粗糙集中宽边界的不同描述,并且表达了元素属于(或不属于)某一类别的程度。其中,在模糊集(图 2(c))中用一个隶属函数值来表示元素属于某一类别的程度;在直观模糊集(图 2

(d))中用 μ_A 和 v_A 表示。其中, μ_A 表示属于某一类别的程度, 而 v_A 表示不属于某一类别的程度; 在随机模糊集(图 2(e))中, 通常用一个正态分布函数来表示。

由于云理论(随机模糊集)是一种综合表达空

间数据随机性和模糊性的不确定性表达方法, 并且也可看作是粗糙集、模糊集、直观模糊集的扩展, 为此, 下面主要分析随机模糊集与刚性集、粗糙集、模糊集以及直观模糊集的转化关系。以图 2(e)为例, 这个云可看作由两个半云组成, 表达为:

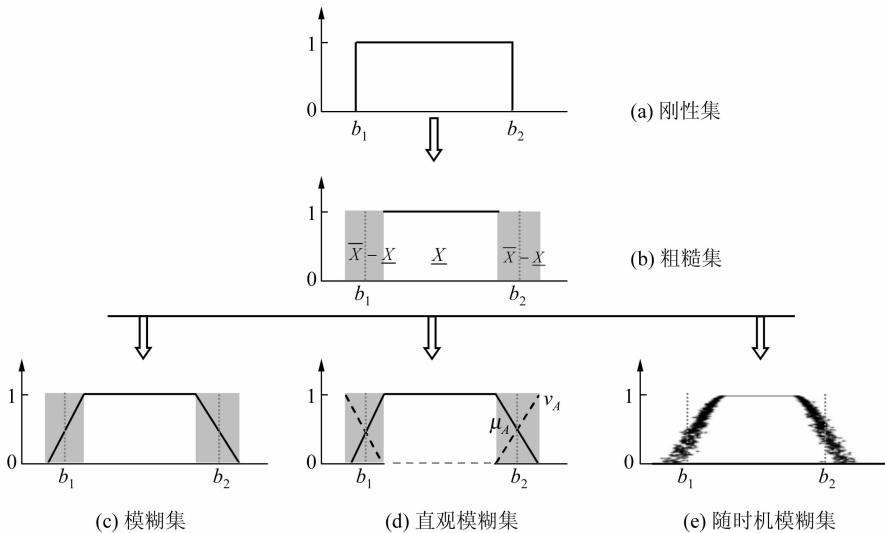


图 2 刚性集、粗糙集、模糊集、直观模糊集、随机模糊集的转化关系

Fig. 2 Relationships among Crisp Set, Rough Set, Fuzzy Set, Intuitionistic Fuzzy Set and Random Fuzzy Set

$Cloud = (Ex_1, En_1, Hn_1, Ex_2, En_2, Hn_2)$ 进而, 刚性集、粗糙集、模糊集和直观模糊集作为云理论(随机模糊集)的一种特殊情况, 分别满足如下关系:

- 1) 当 $Ex_1 = b_1 - d_1, Ex_2 = b_2 - d_2, En_1 = En_2 = 0, Hn_1 = Hn_2 = 0$ 时, 随机模糊集退化为刚性集。
- 2) 当一个粗集的下近似为 $\underline{X} \{Ex_2 - Ex_1\}$, 且上近似为 $\overline{X} = \{Ex_1 - 3En_1, Ex_2 + 3En_2\}$ 时, 随机模糊集可以表达为一个粗集。
- 3) 当 $Ex_1 = b_1 - d_1, Ex_2 = b_2 - d_2, 3En_1 = 2d_1, 3En_2 = 2d_2, Hn_1 = Hn_2 = 0$ 时, 随机模糊集退化为模糊集。在这种情况下, 一个云的数学期望曲线(MEC)为模糊集的隶属函数。
- 4) 在模糊集隶属函数的基础上, 增加一个表达不属于的函数, 那么随机模糊集系统转化为直观模糊集。

4 应用分析

如图 3(a)为正常的水位情况; 图 3(b)为在干旱季节的水位情况(即低水位情况); 图 3(c)为洪水期的水位情况(即高水位情况); 图 3(d)为 3(a)、3(b)和图 3(c)三种情况的叠合表达。

进而, 在 ArcView 环境下实现了不同集合下

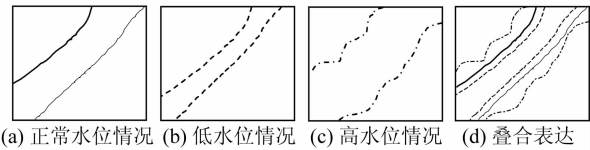


图 3 一个河流在不同时期的水位情况

Fig. 3 A Map Showing a River at Three Water Levels

的河流表达, 如图 4。其中, 图 4(a)为河流的刚性集表达, 黑色区域为河流的空间范围(即正常水位情况)。图 4(b)为河流的粗集表达, 其中粗集的下近似(\underline{X})为低水位情况(黑色区域), 而上近似(\overline{X})为高水位情况(灰色区域), 它是通过对图 3(b)和 3(c)进行叠置操作得到的。图 4(c)为河流的模糊集表达, 不同的颜色表示不同的确定性程度。颜色越深表示确定性越高, 颜色越浅则表示确定性越低。这里采用了一个隶属函数并根据相离于低水位边界的距离来计算得到隶属度。图 4(d)为河流的直观模糊集表达, 其中 μ_A 表示属于河流的程度, v_A 表示不属于河流的程度, 它是通过对图 4(c)进行一个简单变换得到的。图 4(e)为河流的随机模糊集表达, 它也是由一组模糊集表达构成的。

从图 4 中可以看出, 利用不同的不确定性集合来表达将得到明显不同的结果。

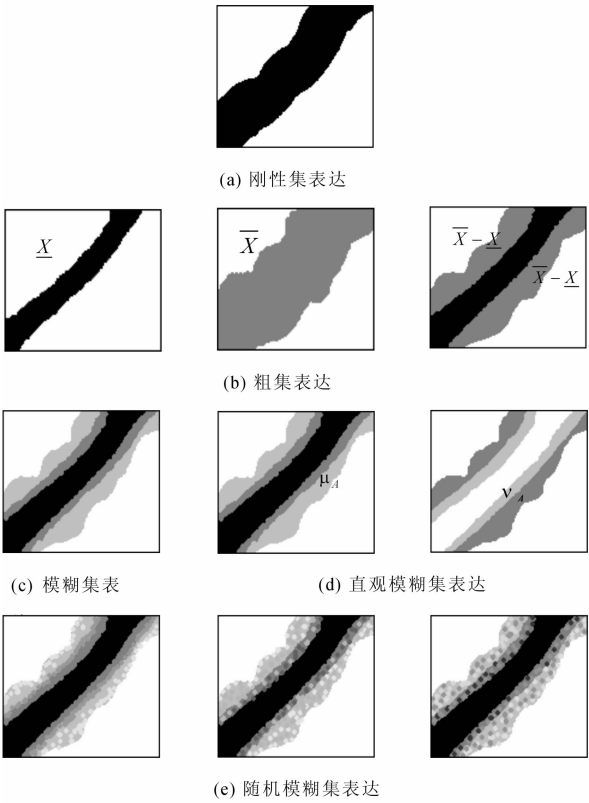


图 4 不同集合下的河流表达

Fig. 4 Representation of an Indeterminate River by Different Set

5 结 语

本文详细探讨了空间目标的不确定性本质特征,建立了空间目标不确定性的分类体系。分析了现有的处理空间目标不确定性的数学方法,以及这些方法在地球信息科学中的应用情况。通过一个实际算例分析表明,利用不同的数学处理方法得到的结果明显不同。以下问题有待进一步研究。

- 1) 尽管很多不确定性分析处理的数学方法和模型已经提出,但未能从理论上统一并建立相互联系。
- 2) 需要给出不同的数学方法和模型的适用范畴,以至于能够在不同的实际应用中选择合适的处理方法。
- 3) 如何将空间数据质量、空间数据的不确定性和空间数据的适用性统一起来,从而使得所建

立的空间数据质量评价指标真正适用。

参 考 文 献

[1] Leung Y, Ma J H, Goodchild M F. A General Framework for Error Analysis in Measurement-based GIS[C]. The 2nd International Symposium on Spatial Data Quality, Hong Kong, 2003

[2] Fisher P. Sorites Paradox and Vague Geographies [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000,113: 7-18

[3] Ahlqvist O, Keukelaar J, Oukbir K. Rough Classification and Accuracy Assessment[J]. International Journal of Geographic Information Science, 2000, 14: 475-496

[4] Ahlqvist O, Keukelaar J, Oukbir K. Rough and Fuzzy Geographical Data Integration[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2003, 17: 223-234

[5] Cheng Tao, Molenaar M. Objects with Fuzzy Spatial Extent[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1999, 65(7):797-801

[6] Cheng Tao. Fuzzy Spatial Objects, Their Change and Uncertainties[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2002, 68(1):41-49

[7] Zadeh L A. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965, 8:338-353

[8] Pawlak Z. Rough Sets[J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982,11:341-356

[9] Worboys M F. Computation with Imprecise Geospatial Data[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 1998,2(2): 85-106

[10] Worboys M F. Imprecision in Finite Resolution Spatial Data[J]. Geoinformatica, 1998(2): 257-280

[11] Atanssov K T. Intuitionistic Fuzzy Logic: Theory and Application, Studies in Fuzziness and Soft Computing[M]. Heidelberg: Physica-Verlag, 1999

[12] 李德毅,杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京:科学出版社, 2005

[13] Cheng Tao, Molenaar M, Lin H. Formalization and Application of Fuzzy Objects [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2001, 15: 27-42

第一作者简介:程涛,讲师,主要从事地理信息的时空数据建模及其不确定性的理论研究。现已发表论文 70 余篇。
E-mail:tao.cheng@ucl.ac.uk

Representation Methods of Spatial Objects with Uncertainty and Their Application in GIS

CHENG Tao^{1, 2} DENG Min³ LI Zhilin⁴

- (1 Department of Geomatic Engineering, University College London, Gower Street, WC1E 6BT, London, United Kingdom)
- (2 School of Geography and Urban Planning, Sun Yatsen University, 135 West Xingang Road, Guangzhou 510275, China)
- (3 Department of Surveying and Geo-informatics, Central South University, Yuelushan, Changsha 410083, China)
- (4 Department of Land Surveying and Geo-informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hung Hom, Kowloon, Hong Kong)

Abstract: This paper investigates the causes and origins of uncertainties in spatial objects and their classifications. Then, several mathematical tools including fuzzy set theory, rough set theory and cloud theory are presented to handle these uncertainties. Later on, the linkages between these theories are further explored and a unified representation based upon the cloud theory is proposed. A practical example of a river with different water levels is provided to illustrate the usefulness of the methods proposed.

Key words: spatial object; uncertainty; mechanism; fuzziness; cloud theory

About the first author: CHENG Tao, lecturer, research interests span uncertainty in geographic information, spatio-temporal data models, the spatial data mining and knowledge discovery, with application on coastal zone management, transportation planning and epidemic study.

E-mail: tao.cheng@ucl.ac.uk

(上接第 384 页)

Image Preprocessing Method Based on Edge Feature Matching for Change Detection in Multi-temporal Remotely Sensed Imageries

YUAN Xiuxiao¹ SONG Yan¹

- (1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: A novel image preprocessing method is proposed. The method is based on edge feature matching and is designed for change detection to multi-temporal remotely sensed imageries. It can make the image registration and relative radiometric correction at the same time. The experiment results show that the preprocessed images have identical tonality and high registration accuracy. These meet the requirement for multi-temporal imagery change detection.

Key words: image change detection; feature-based matching; registration; radiometric correction; RANSAC

About the first author: YUAN Xiuxiao, Ph. D, professor, Ph. D supervisor. He is concentrated on the research and education in high precision photogrammetric positioning, POS-supported aerial photogrammetry, geometric processing of high-resolution satellite imageries, and image change detection and data update, etc. He published 2 monographs and more than 60 papers.

E-mail: yxxqxhyw@public.wh.hb.cn