

文章编号: 1007-4619 (2004) 04-0339-10

遥感信息不确定性研究

葛 咏^{1,3}, 王劲峰¹, 梁 怡², 马江洪⁴

(1. 中国科学院 地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 香港中文大学地理与资源管理系, 沙田 香港;

3. 中国科学院 遥感应用研究所遥感信息科学国家重点实验室, 北京 100101;

4. 西安交通大学, 西安 710049)

摘 要: 近年来遥感技术及遥感信息产业化发展迅猛, 但遥感信息的不确定性制约着遥感信息的产品化和实用化的进一步发展。虽然, 这一问题得到了国内外众多学者的关注, 并提出和采用相关理论和方法进行分析, 取得了相当的进展, 但这些方法在分析遥感信息不确定性时忽略了一个重要的研究点: 遥感信息的不确定性传递机理。本文主要目标就是建立一套遥感信息不确定性的处理方法。

关键词: 遥感信息; 不确定性; 统计分析方法; 机理分析方法

中图分类号: TP79 文献标识码: A

1 引 言

遥感是一种不通过直接接触目标而获取其信息的新型探测技术。不论是航空遥感还是航天遥感, 不论是光学对地观测还是微波对地观测, 作为获取地球信息的“主角”, 已经广泛应用于军事、地学和生物学等领域。然而, 由于环境干扰, 信息获取设备和处理设备的限制, 遥感信息在传递过程中不可避免地带有误差^[5], 并将最终导致遥感影像的不确定性。遥感信息这一不确定的特性将严重影响遥感的功能、效率和灵活性, 制约着遥感信息的产品化和实用化的进一步发展^[5, 7, 8, 16]。

当前国内外众多学者对遥感信息不确定性, 给予了相当的讨论, 尤其 Sinton^[20], Chrisman^[3] 和 Gahagan^[7] 提出了一些有价值的空间信息不确定框架去识别数值, 空间, 时间, 一致性和完备性的误差分量, 但这些框架尚停留在概念层次上。对于一致性和完备性, 由于它们描述起来是非常棘手的, 对它们的度量指标很难获得^[7]。因此, 遥感信息不确定性处理主要集中在前面三个分量的研究上^[1, 2, 5, 10, 19, 23]。

但对于遥感信息不确定性的研究, 不论是已提出的研究框架, 还是现有的具体处理方法都忽略了一个重要的研究点: 遥感信息的不确定性传递机理研究。以至于当前遥感信息不确定性的研究成了“掐头去尾”的研究, 即没有前端成像机理的不确定性分析, 没有后端产品输出的不确定性指标, 而只有中间信息分类, 信息提取等各种操作的不确定性分析。这样做的结果, 势必会造成许多不确定分析的“盲点”, 不利于误差和不确定性的定量化, 造成结果本身可能仅仅是定性信息。由于忽略机理分析, 这些方法大多是基于统计的不确定性分析, 因此, 不利于跟踪误差和不确定性的传递等。

鉴于上述原因, 本文主要目标就是建立一套遥感信息不确定性的处理方法。这套处理方法与传统的基于数据分析基础上的不确定性处理方法不同, 它是基于遥感机理模型加数据分析两者的基础之上的一种新的不确定性数据处理方式。它较之传统方法的优点(1)可以用来模拟全系统的信息流, 分析模拟各环境因素的影响, 掌握观测数据中引入误差的原因, 预测最终识别对象的不确定性; (2) 提供遥感信息在地理空间模型转换的不确定性传播分析, 为

收稿日期: 2002-12-12; 修订日期: 2003-02-12

基金项目: 国家自然科学基金 40201033 项目和 863 青年基金 2001AA135151 项目和 863 项目 2002AA135230-1 支持。

作者简介: 葛 咏(1972—), 女, 1995 年获得武汉测绘科技大学工学学士, 1998 年获得武汉测绘科技大学工学硕士, 2001 年获得中国科学院地理与资源研究所, 资源与环境国家重点实验室理学博士学位。现在中国科学院遥感应用研究所从事博士后研究工作。研究方向: 空间信息系统的确定性分析, 空间数据处理, 计算机仿真等研究。发表论文多篇。

跟踪误差和不确定性传递和它们的影响提供了依据; (3) 提供遥感信息或产品的不确定性报告。它的主要功能是从机理的角度解决遥感信息不确定性和可靠性问题, 这将增强遥感的功能、效率和灵活性, 同时为多源信息融合(遥感和 GIS 等)提供融合成果的质量评估, 为决策支持提供可靠性依据^[8, 14]。

全文的结构安排如下: 在第二节, 讨论目前遥感信息不确定性研究方法和存在不足; 在第三节, 提出基于机理遥感信息不确定性研究方法; 在第四节, 在第三节的基础上给出 SAR 成像系统基于机理的不确定性分析和表达。在第五节, 总结本文讨论的研究工作, 提出进一步的研究工作。

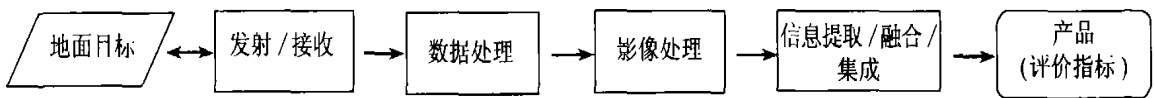


图 1 遥感信息流程

Fig. 1 The information flow of remote sensing

目前消除或消弱遥感信息不确定性主要方法是辐射校正, 几何校正和滤波除噪等统计方法。而对于遥感信息位置不确定性(空间)和属性不确定性(数值)的表示则通常用参考数据的均方根误差 RMSE 和利用某种分类算法所得到的误差矩阵或 Kappa 系数来分别表示。对于遥感影像位置不确定性和属性不确定性联合表达和相互影响目前也是一个研究热点, 如 Arbia 和 Haining^[1] 等利用 Geman 和 Geman Corrupt Model 来分析属性不确定性和位置不确定性, 及其相互影响。Carmel^[2] 通过构造一个定位误差矩阵来分析, 表达由于位置误差对分类精度的影响。Shi(2000) 提出 S 带模型, 这个模型主要讨论 GIS 和遥感集成后的不确定性表达。对于时间误差或不确定性分量的讨论主要集中在多源数据融合, 变化探测等。

然而, 这些研究主要集中在影像处理和信息提取/融合/集成两个过程而对其它三部分的不确定性传递讨论较少, 即遥感成像机理的不确定性分析, 数据处理的不确定性分析和最终产品不确定性的评价。这种“掐头去尾”的研究具体来说可能造成以下几点不利之处: 第一, 遥感原始数据获取之后, 由于未考虑成像机理的不确定性分析, 将导致无法分析遥感原始影像像元的不确定性, 即像元的灰度不确定性和位置不确定性。其次, 为了消除或削弱遥感原始影像的不确定性, 当前一般是采用辐射校正和几何校正的统计方法。但是, 利用这些方法处理遥

2 问题的定义

遥感信息从成像到遥感产品输出大致要经过下面几个过程: 遥感数据获取、数据处理、图像处理、信息提取/融合/集成、产品输出, 如图 1。在这一过程中, 由于操作和环境等各种影响也引入了各种误差: (1) 数据获取误差; (2) 数据处理误差; (3) 数据转换误差; (4) 分类和信息提取(信息提取误差)误差; (5) 误差评价产生的不确定性^[19]。这些误差最终将会对遥感产品产生不确定性。

感信息不确定性首先是在“参考数据是没有误差”的假设下完成的。随之, 经过校正后的遥感影像也被认为是“完美的”的。我们知道, 这样假定是不符合实际情况, 也给遥感图像产品的可靠性留下了隐患^[5, 19, 21]。进一步, 现有的图像校正模型也没有能力去分析带有误差的控制点对几何校正的影响和控制点的误差在遥感影像如何传递, 大小如何^[13]。第三, 基于上面的假设, 经过分类算法所得到的分类影像像元的不确定性被认为仅仅来源于各种分类算法的“不完美”。进一步, 对于遥感与 GIS 集成的不确定性研究主要假定分类的遥感影像仅有属性不确定性, 这种属性不确定性也是限定在由于遥感分类技术本身而造成的属性不确定性。然而, 在现实世界中, 分类的遥感影像也可能含有由于遥感平台不稳定所造成的位置误差(几何畸变)和由于传感器本身的特性、大气作用等因素所造成的属性误差(辐射失真)。第四, 这些方法没有从传感器成像本身的机理出发讨论所成影像像元的不确定性, 不便于追踪误差传播机制。进一步, 这些方法一般假定在遥感数据产生过程中属性误差和位置误差相互独立, 忽略了位置误差和属性误差之间的相互影响等各种相关因素^[13]。第五, 现有遥感数据属性不确定性的表示, 包括基于误差矩阵方法或 Kappa 系数或基于模糊集的方法以及其它各种方法, 将分类不确定性表达在类别尺度上, 意味着假定分类为某一类别的所有像元具有相同的不确定性, 这不符合实际情况^[8]。

同时,用 RMSE 和误差矩阵或 Kappa 系数是属于遥感分类的整体误差(Global error)度量指标^[6],用它们来描述遥感分类影像类别尺度上的不确定性方式不能满足遥感影像和 GIS 集成,数据融合等各种操作的质量评价需求。因此,必须发展基于遥感像元的不确定性传播模型和评价指标。

可以看出,由于现有方法存在上述诸多不足,基于它们产生的遥感图像产品,势必会令我们产生质疑,并且在这种产品的基础上进行的信息集成、信息提取和影像融合等各种操作所产生的用户所需产品又具有多少可信度呢?针对这些问题,我们提出基于机理的遥感信息不确定性分析。

3 基于机理的遥感信息不确定性分析

遥感信息不确定性分析的目的就是分析不确定性因子,消除或削弱它们对遥感影像或产品的影响。在这一节,提出遥感信息不确定性的研究框架。从理论(系统控制论),方法(机理分析+数据分析方法)和技术(系统仿真和虚拟现实)三个方面来讨论如何实现从机理的角度分析和表达遥感信息不确定性。这里,所谓机理分析方法,就是基于遥感传感器成像系统的成像机理传递函数,分析遥感成像系统各阶段的误差因子,并且建立误差传递函数。所谓数据分析主要是基于统计的不确定性分析如影像校正过程的回归分析和分类过程的最大似然分析。

3.1 不确定性分析理论

在遥感信息不确定性分析中,目前主要涉及的一些理论包括:概率论、证据理论和空间统计学,粗糙集、模糊集合、云理论、遗传算法、混沌理论、灰色理论等也有应用广泛。这里要重点指出的是将系统控制论的观点引入到不确定性的研究中,使其成为遥感信息质量评价研究的理论基础之一。

我们知道,遥感信息传递系统是一个包含多个过程的复杂传递系统,每一个过程的不确定性都由各种各样的方式产生。本文研究的目的就是去解释在数据转换和处理过程中产生或引入的各种不确定性。因此,这里我们定义每一个过程的不确定性产生由以下三种情况的一种或多种产生:1. 数据输入误差;2. 转换产生误差;3. 在转换过程中的附加数据产生的误差^[7]。这些误差传入下一过程,造成最终目标地物识别或分类的误差和不确定性。在这个系统中如何有效地把握和分析这些误差源,如何有

效地分析误差传递和最终对遥感分类影像或产品产生不确定性影响?在工程控制系统中,系统的组成可由子系统的串联、并联和反馈三种方式组合而成^[24]。而在遥感信息不确定性处理中,我们往往要处理一个问题的几个不同阶段所带来的不确定性来源。比如遥感像元的不确定性来源是由遥感数据获取、预处理、图像处理/信息提取等几个处理阶段带来的,如图 2。这些过程从整体来看是一个线性串联处理系统。由于这里每一个过程的输入是下一个过程的输出,因此我们可以写出每一个过程的显式或隐式传递函数,逐个定性或定量分析每一个子系统内部的不确定性来源。利用工程控制论的思想优点在于可以将复杂的问题简单化,并逐个解决。

3.2 不确定性处理方法

首先要明确遥感信息不确定性概念模型,并在此基础上建立遥感信息不确定性传递模型。在这一小节,我们首先分析遥感信息不确定性传递模型,然后在此基础上分析基于机理的不确定性传递和基于统计的不确定性传递。

3.2.1 遥感信息不确定性模型

3.2.1.1 遥感信息空间模型转换

从图 2 我们可以看出,遥感信息传递的信息流随着地理空间概念模型的变化而变化,相应的外部 and 内部误差也随着信息流一直传递到遥感的最终结果影像(RI)或产品中^[7,8]。比如,地面目标经过传感器,目标信号经过数据处理形成原始影像,原始影像经过图像预处理形成改正影像,(在许多文献中改正后的遥感影像被称为原始影像),改正的影像经过分类器分类之后形成用户可以使用结果影像,也即 GO—OS—OI—PI—RI。这一系列过程同时反映了地面目标经过传感器成像后的地理空间模型转换:地面场目标—影像空间—专题空间—目标空间。因此,在分析遥感信息不确定性的时候,也要考虑这些不同地理空间模型不确定性传递。比如,在像元尺度上的不确定性和专题(类别)尺度上的不确定性转换,专题尺度上的不确定性和地图目标尺度上的不确定性转换。

在这里,地面目标-遥感原始影像:GO—OS—OI,这部分不确定性传递主要采用机理分析方法。遥感原始影像-遥感结果影像:OI—PI—RI,这部分不确定性传递主要采用机理和数据相结合的不确定性分析方法。

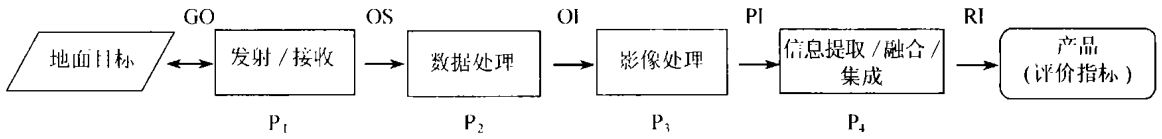


图 2 遥感信息处理过程

P_1, P_2, P_3, P_4 表示各个过程; GO (Ground Object) 表示地面目标, OS (Original Signal) 表示传感器接收的原始信息, OI (Original Image) 表示原始影像, PI (Preprocessed Image) 表示经过预处理后的影像, RI (Result Image) 表示分类、融合和集成后的结果影像)

Fig. 2 The process of remote sensing information

(P_1, P_2, P_3, P_4 means the process; GO means ground object, OS means original signal, OI means original image, PI means preprocessed Image, RI means result image)

3.2.1.2 遥感信息不确定性模型定义

描述一个理想的, 没有误差的地理数据 $d(s, a, t)$ 需要用空间数据 s , 属性数据 a 和时态数据 t 三维信息, 描述一个具有不确定性信息的地理数据 d 除了用 s, a 和 t 三维信息以外, 还包括与之相联系的不确定性属性矢量 u_s, u_a, u_t , 这里每一个不确定性矢量 u_x 包含四个分量: 分辨率 (Resolution) α , 精度 (Accuracy) β , 一致性 (Consistency) χ , 完备性 (Completeness) δ , 即 $u(\alpha, \beta, \chi, \delta)$ 。因此, 对于地理数据的完整表达如下:

$$d(s, a, t, u_s, u_a, u_t) \quad (1)$$

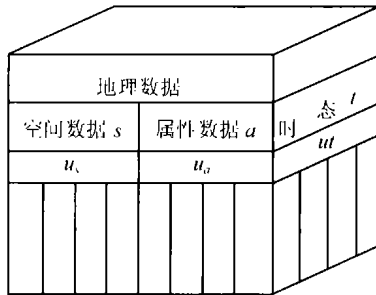


图 3 地理数据不确定性描述

Fig. 3 The description of uncertainty of Geography data

用与上述相似的公式表达去描述一个数据集合,

$$D(S, A, T, U_s, U_a, U_T) \quad (2)$$

但由于一致性和完备性描述起来是非常棘手的, 在许多情况下, 对 χ, δ 的度量很难获得, 因此其不确定性项也很难定义。进一步, 它们的模型转换也不容易讨论。而且在大多数应用中, 讨论更多的是地理数据的空间数据和属性数据, 以及它们相应的不确定性的描述。因此, 为方便讨论, (1), (2) 式

可以简化如下式:

$$d(s, a, \epsilon_s, \epsilon_a) \quad (3)$$

$$D(S, A, \epsilon_S, \epsilon_A)$$

其中, ϵ_s, ϵ_a 或 ϵ_S, ϵ_A 为空间数据和属性数据的不确定量或矢量, 这里仅仅包含精度。

任何一个数据或数据集都对应于一定的地理空间模型^[7, 11]。因此, 对于在上一节讨论的遥感信息地理空间模型转换可以以下方式表达:

这里用 SP_x 来表示地理空间模型, 如上所述, SP_F : 地面目标场 (Field), SP_S : 遥感信号, SP_I : 影像空间 (Image), SP_T : 专题影像空间 (Thematic) 和 SP_O : 地图目标 (Map Object)。这个数据模型转换形式如下:

$$D_{SP_F} \rightarrow D'_{SP_S} \rightarrow D''_{SP_I} \rightarrow D'''_{SP_T} \rightarrow D''''_{SP_O} \quad (4)$$

因此, 当空间模型或过程发生变化, 地理数据及其相应不确定性属性也跟着发生变化:

$$D(S, A, \epsilon_S, \epsilon_A) \rightarrow D'(S', A', \epsilon'_S, \epsilon'_A) \quad (5)$$

3.2.2 基于机理的不确定性传递

根据上述定义, 在图 2 中, 从地面目标到遥感原始影像: GO—OS—OI, 这一过程的遥感信息不确定性研究主要基于机理分析的方法。通过机理分析方法, 遥感信息从获取到形成遥感原始影像, 其原始遥感影像的不确定性统计特征如协方差矩阵, 均方差, 相关系数等统计特征, 以及像元的位置不确定性和属性不确定性(这里主要指遥感影像像元的灰度误差)可以获得。

为什么要将此部分称为基于机理遥感信息不确定性传递? 前已提及, 地面连续场目标经过传感器成像变成数字信号, 然后再经过成像处理器产生遥感原始影像。这一过程主要依赖遥感传感器成像系统的成像传递函数, 并在此基础上分析遥感成像系统各阶段的误差因子, 建立不确定性传递函数。因

此, 我们称之为基于机理的遥感信息不确定性传递。

根据上一节的讨论, 我们可以写出地面连续场目标经过传感器成像变成数字信号, 然后再有成像处理产生遥感原始影像的不确定性空间转换模型:

$$D_{SP_r}(S, A, \epsilon_S, \epsilon_A) \rightarrow D'_{SP_s}(S', A', \epsilon'_S, \epsilon'_A) \rightarrow D''_{SP_l}(S'', A'', \epsilon''_S, \epsilon''_A) \quad (6)$$

比如, 光学遥感传感器系统。一个遥感传感器系统可以看作一个位移不变的线性系统(Shift-Invariant Linear System)。传感器记录的某一点的辐射值可以表达为该点的景的辐射与传感器系统点扩散函数的卷积^[17]。设 $Y(t)$ 为传感器记录的位置 t 的辐射值, $Z(t)$ 为位置 t 的景的辐射值, $r(u)$ 为传感器系统的点扩散函数, 则有:

$$Y(t) = \int_u r(u) Z(t-u) du \quad (7)$$

其中 t 和 u 是一个表示二维空间位置的矢量。一般传感器的点扩散模型表示为^[18]:

$$r(x, y) = \frac{1}{2\pi ab} e^{-x^2/2a^2} e^{-y^2/2b^2} \quad (8)$$

其中 a 和 b 决定传感器飞行方向和垂直于飞行方向的光学宽度。 (x, y) 表示空间位置。

当成像过程中引入白噪声(white noise) 或有色噪声(colored noise) 时, 上式变为:

$$r'(x' + \epsilon'_{sx}, y' + \epsilon'_{sy}) = \frac{1}{2\pi ab} e^{-(x+\epsilon_{sx})^2/2a^2} e^{-(y+\epsilon_{sy})^2/2b^2} + \epsilon_a \quad (9)$$

其中, $r(x, y)$ 表示地理数据的属性数据 a, ϵ_a 则表示相应的不确定性; (x, y) 表示地理数据的空间位置 $s, s \in R^2, s = (x, y)^T, \epsilon_s$ 则表示相应的不确定性。我们用不确定性空间转换模型表达如下:

$$D_{SP_r}(S, A, \epsilon_S, \epsilon_A) \xrightarrow{\text{点扩散函数}} D'_{SP_l}(S', A', \epsilon'_S, \epsilon'_A) \quad (10)$$

同理, 对于微波传感器系统, 比如合成孔径雷达(SAR)系统传递函数, 它们较之光学传感器更为复杂, 我们也可以写出相应的不确定性空间转换模型, 其结果已经在相关文献做了讨论^[8,9]。

可以看出, 基于机理的遥感信息不确定性传递分析, 我们可以获得原始影像像元的不确定性信息。然后, 在此基础上, 我们可以进一步分析经过预处理和分类后, 遥感影像不确定性的产生和传递。下面一节, 我们将讨论这些内容。

3.2.3 基于数据分析的不确定性传递

根据上述定义, 在图 2 中, 从遥感原始影像-遥感专题影像:OI-PI-RI, 这一过程的遥感信息不确

定性研究中主要基于数据分析的方法, 比如校正, 分类等。在上一小节, 我们讨论了地面目标到原始影像的遥感信息传递过程。基于这一过程, 我们获取了像元尺度的原始影像的不确定性表达, 即获得了原始影像每一个像元的位置不确定性和属性不确定性。那么从遥感原始影像到遥感产品, 这一过程的误差传递又是如何? 传递的误差, 过程中产生的误差, 以及数据转换的误差又是如何影响遥感最终的影像信息的呢?

因此, 在这一节我们主要讨论从遥感原始影像到用户可以使用的结果影像或产品的不确定性处理。对于图像处理和遥感图像分类, 其中这两个过程存在许多子过程和算法, 为了使我们的分析具有实用性和代表性, 我们选取在这些过程中有代表性的方法。传递像元的属性误差和位置误差, 一直到遥感影像分类, 观察属性误差和位置误差, 最终到用户使用的遥感结果影像或遥感产品, 并且给出遥感产品的不确定性指标。这里, 我们首先给出当前常用的遥感原始影像-遥感产品的信息流程图, 如图 4 所示。由于遥感信息整个过程非常复杂, 而且每一过程又包含不同的方法, 如分类过程包括统计方法, 神经网络和基于知识的方法等。在图 4 中, 我们可以看出, 每一个过程都包含多种不同算法, 而每一种算法的不确定性传递可能不同于其它算法的不确定性传递, 为了使研究结果具有普遍性, 一般选取常用的, 具有代表性的算法。

根据 3.2.1.2 的讨论, 我们可以写出不确定性传递模型表达式:

$$D_{SP_l}(S, A, \epsilon_S, \epsilon_A) \xrightarrow{\text{校正}} D'_{SP_p}(S', A', \epsilon'_S, \epsilon'_A) \xrightarrow{\text{分类}} D''_{SP_T}(S'', A'', \epsilon''_S, \epsilon''_A) \quad (11)$$

在此基础上, 我们逐步对每一个步骤和算法开展不确定性传递研究。这里需要注意的几点:

(1) 这里我们主要分析遥感信息处理过程中的两个典型过程: 几何校正和分类。对于图像增强这部分, 由于其处理过程对遥感影像像元的位置不确定性不产生影响, 对属性不确定性产生系统性的影响。因此, 暂时不予深入讨论。

(2) 在校正过程中, 由于 GCP 控制点的误差和校正过程中的重采样, 将引入新的不确定性在校正的遥感影像中, 新引入的误差如何影响校正影像, 原有误差和新引入的误差如何传递到校正影像? 这些问题, 我们都已经做了分析^[13]。

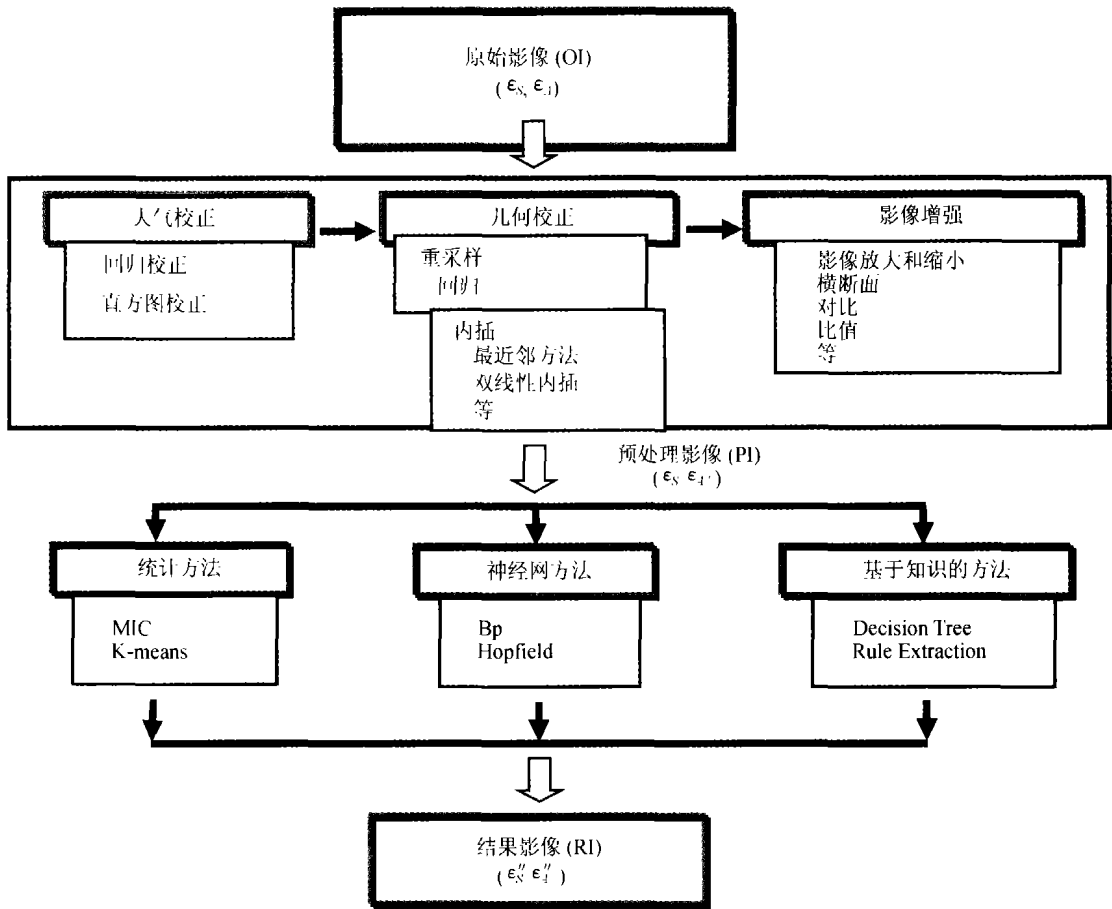


图 4 原始遥感影像-结果影像的不确定性传播

Fig. 4 The uncertainty propagation from original image to result image

(3) 在分类过程中, 像元的各种测量误差被像元类别的置信度所取代。最普通的分类方法是用监督分类。单个像素对分类器有不同响应。因此, 专题误差是以像元为尺度, 但是可以以类别的形式来综合^[7]。

在这里, 我们要重点指出的是分类器处理带有测量误差或不确定性信息的输入变量的能力。假定 X 是输入信息, Y 输出信息, W 是分类算法。我们可以用下式表达三者关系:

$$Y = W(X) \quad (12)$$

当输入信息包含不确定性时 $X = X + \epsilon_X$, 输出信息也会发生变化,

$$Y = W(X) \quad (13)$$

在现有遥感分类算法中, 大部分算法是处理输入信息没有误差的情况, 即在分类之前认为输入信息是“完美的”, 没有误差干扰的理想信息。在此假设下, 所获得的输出信息或分类信息的不确定性仅仅来源于分类算法。而这些与实际的遥感信息不确

定性传递不相符合。鉴于此, 我们改进目前一些常用的分类算法, 如线性联想记忆机(Linear Association Memory^[12])和 fuzzy K-means 分类器等以增强其误差传递和抗干扰能力。

(4) 灰度不确定性 ϵ_S 和位置不确定性 ϵ_A 的相互循环引用关系。或许一些研究遥感信息不确定性和遥感产品应用的研究人员已经注意到 ϵ_S 和 ϵ_A 相互循环引用关系。比如, ϵ_S , ϵ_A 有着很强的相互影响; 像元不确定性的灰度值将导致目标最终不正确的形状。反过来, 影像上的位置误差将导致错误的分类。用数据建模的术语来描述, 我们说 α , β 是彼此函数依赖的^[7]。

$$\epsilon_S \Rightarrow \epsilon_A \text{ 和 } \epsilon_S \Leftarrow \epsilon_A \quad (14)$$

对于这些棘手的问题, 我们利用基于机理的遥感信息不确定性方法对 SAR 影像的灰度不确定性, 位置不确定性和相位不确定性进行了的讨论和分析, 发现这种循环引用比较容易解释和理解^[8,9], 这也是基于机理的遥感信息不确定性分析的优点之一。

3.3 不确定性可视化

在上面几节, 我们已经讨论了遥感信息的理论不确定性传播模型, 下一个问题是如何用计算机软件表达误差传播模型和其产生不确定性的尺寸, 解决实际问题, 即可视化问题^[4, 19]。不确定性可视化研究是进入 90 年代以后随着计算机技术的发展而兴起的, 一方面为了更好地描述和揭示遥感信息不确定性分析的理论结果, 另一方面以利于用户更好地理解和使用遥感产品。因此, 确定何种遥感信息不确定性可视化表达模式才能够全面、准确反映遥感不确定信息的空间分布方式和大小也是本项研究的关键问题。目前, 对于不确定性的可视化主要方法闪烁、褪色和移动等动画技术或静态的三维表达, 这种方法多是基于统计分析方法的表达。在本文研究中, 由于采用是机理分析和数据分析相结合的方法, 基于这种方法的分析结果, 我们提出用虚拟现实技术和系统仿真技术来模拟遥感信息不确定性, 这样做能够更好的描述和揭示本文研究的误差分析的理论结果, 反映不确定性空间分布和大小。不确定性的可视化在遥感信息与产品质量评估系统中也是重要的一部分。在第四节, 我们将给出 SAR 不确定性可视化表达的实例。

4 实 验

比如 SAR 影像不确定性研究, 理论上说, 基于理想传递函数的雷达模拟, 可以看成是一个理想 SAR 成像系统, 所得到的图像也是未受“污染”的理想雷达图像。下面, 我们给出 SAR 理想传递函数, 即 SAR 在正侧视状态下的灰度图像:

$$\begin{aligned} \gamma(x', r') &= \frac{1}{(2\pi)^2} \iint d\xi d\eta H(\xi, \eta) G^*(\xi, \eta, r_0) \\ &\quad \times \exp(j\xi x') \exp(j\eta r') \\ &= \iint dx dr \gamma(x, r) \text{sinc}[a(x' - x)] \\ &\quad \times \text{sinc}[b(r' - r)] \\ &= \gamma(x', r') [\text{sinc}(ax') \text{sinc}(br')] \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $\gamma(x, r)$, 地景的二维反射模型, $\gamma(x', r')$ 是 SAR 原始影像, $G^*(\cdot)$ 为 $G(\cdot)$ 的共轭, $G(\cdot)$ 也重写如下,

$$G(\xi, \eta, r) = \text{rect}\left[\frac{\eta}{2b}\right] \text{rect}\left[\frac{\xi}{2a}\right] \exp(-j\Psi(\xi, \eta, r)) \quad (16)$$

其中,

$$\begin{aligned} \Psi(\xi, \eta, r) &= \frac{\eta^2}{4b} - \frac{\xi^2}{4a' \left(1 + \epsilon \frac{\eta}{2b}\right)} \quad (17) \\ a' &= a \frac{r_0}{r} \\ b &= \alpha \frac{\tau^2}{2} = \pi \Delta f \tau \end{aligned}$$

其中, $s(\cdot)$ 为雷达原始回波信号; $S(\cdot)$ 为 $s(\cdot)$ 的二维傅氏变换; $g(\cdot)$ 为 SAR 系统响应; $G(\cdot)$ 为 $g(\cdot)$ 的二维傅氏变换; a 多普勒调频率; Δf 脉冲带宽; r_0 观测带中心和平台之间的最近距离; r 平台到目标的垂直距离; λ 雷达波长; τ 脉冲长度。

在此基础上, 我们可以利用误差传递函数不断增加上述误差分析结果, 通过带有误差的雷达图像来检验分析结果的正确性, 同时给出每一个像元的不确定性报告。

下面我们通过一个简单的例子来描述理想 SAR 模拟影像是如何受误差因子的影响, 如图 5。例如当我们在相位误差中加入相应的相位误差因子后, 通过误差传递函数, 产生受了“污染”的 SAR 图像。在理想图像上我们分别给出了加性相位误差因子的均匀分布和正态分布, 以及乘性相位误差因子的正态分布。这些, 我们可以在已经探测了 SAR 成像系统的各种误差源, 并构建基于机理的 SAR 误差传递函数, 如下式, 完成这些工作^[8]。这里给出 SAR 原始图像像元的不确定性的表达。

$$\begin{aligned} \gamma_e(x'e', re) &= \frac{1}{(2\pi)^2} \iint d\xi_e d\eta_e S(\xi_e, \eta_e) G_e^*(\xi_e, \eta_e, r_0) \\ &\quad \times \exp(j\xi_e x'e') \exp(j\eta_e r'e') + \Delta\gamma_1 \end{aligned} \quad (18)$$

上式中第一项所产生的灰度误差是由位置误差和相位误差通过传递函数引入到 SAR 原始像元而产生的灰度误差, 即这种误差传递的方式是机理的传递方式, 而第二项 $\Delta\gamma_1$ 则是外界环境干扰所产生的, 包括大气传输, 天线指向和数字成像处理中的参数估计误差引起的灰度误差。基于上式也明确了产生 SAR 原始像元不确定性信息的因素组成、来源和大小, 也可以利用灵敏度分析方法, 探测各种输入的不确定性因素对 SAR 原始图像像元的影响, 从而观测输出信息的变化率, 解决因素重要性的排序问题。

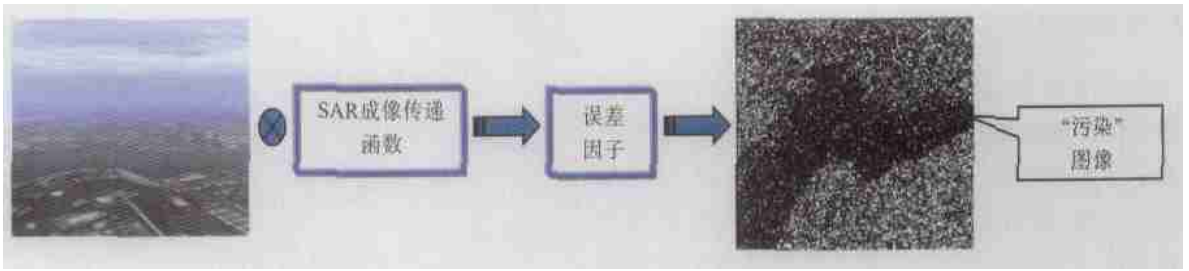


图 5 加入相干斑点噪声后的“污染”的 SAR 图像

Fig. 5 Corrupted SAR image introduced coherent noise

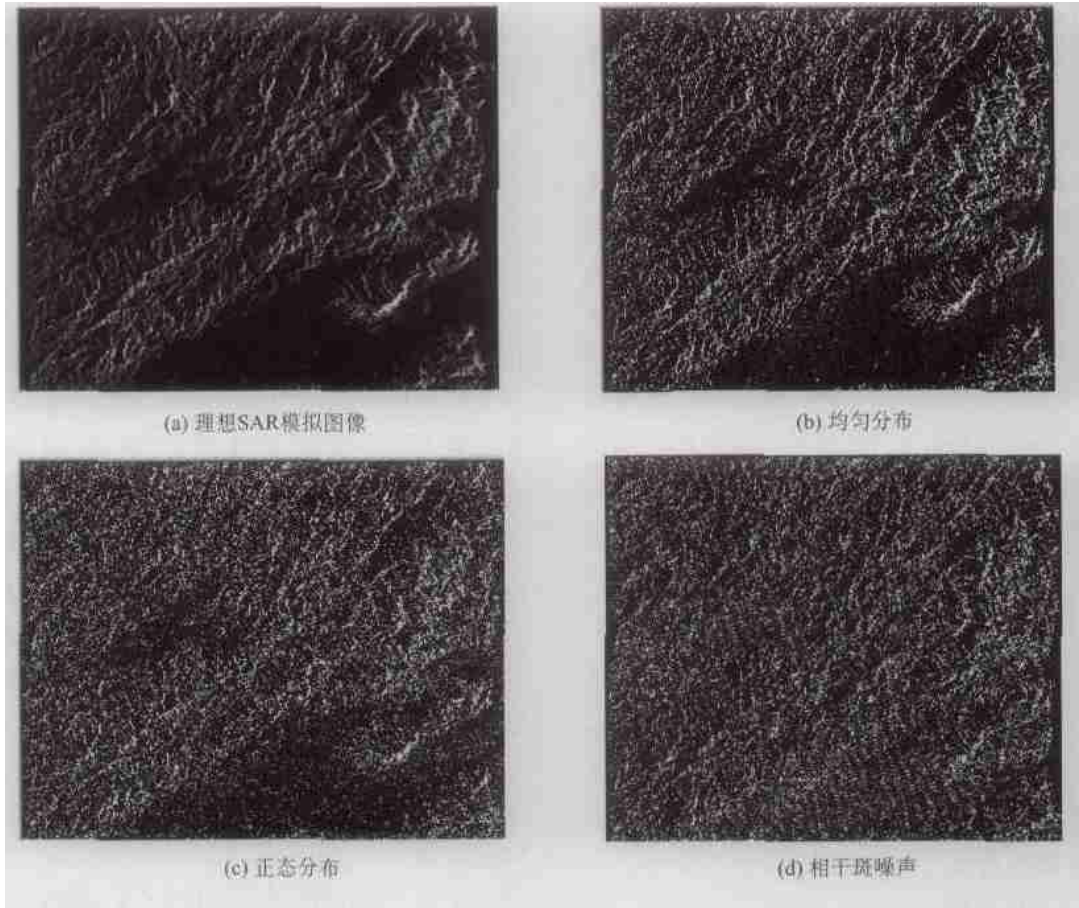


图 6 SAR 模拟影像中加入相位误差的结果

Fig. 6 SAR simulation image introduced phase error

5 结论和展望

遥感信息不确定性研究已经成为当今地学界的热点和难点。国内外众多学者在这一领域作了大量优秀的研究工作。但, 这些方法均忽略了一个重要的研究点: 遥感信息的不确定性传递机理研究。以至于当前遥感信息不确定性的研究成了“掐头去尾”的研究。这样做不但造成许多不确定分析的“盲

点”, 而且不利于不确定性的定量化等结果。

在这种研究背景下, 我们提出基于遥感机理模型加数据分析两者的基础之上的一种新的不确定性数据处理方式。这种方式有利于掌握误差从头到尾的传递机制, 能够较好地解决遥感信息不确定性和可靠性问题, 为决策支持提供可靠性依据。本文给出地面目标-遥感原始图像-遥感专题图像等一系列过程的不确定性传递分析。

由于遥感信息不确定性研究是一项基础性的研

究课题,它本身的性质就决定了研究成果不是一蹴而就的,不是凭借一朝一夕就能完成的,从机理角度分析遥感信息不确定性研究的框架的建立、完善和实用化需要长期不懈的努力。笔者希望能够以此工作为后来者扫除不确定性研究道路上的障碍,投石问路,抛砖引玉。

进一步,我们还将以下几个方面进行深入研究(1)不确定性因子的灵敏度分析;(2)不确定性削弱的方法;(3)遥感影像空间数据操作中的误差传播,比如叠加操作,比值操作;(4)尺度转换问题:像元尺度上的不确定性分析到地图目标尺度上的不确定性分析;(5)GIS和RS集成中的不确定性分析方法。

参考文献 (References)

- [1] Arbia G, Griffith D, Haining R. Error Propagation Modeling in Raster GIS: Adding and Rationing Operations[J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 1999, **26**(4): 297—315.
- [2] Camel Y, Dean D J, Flather C H. Combining location and classification error sources for estimating multi-temporal database accuracy[J]. *PE&RS*, 2001, **67**(7): 865—872.
- [3] Chrisman N R. The error component in spatial data, Chapter 12 in Maguire, D. J., Goodchild M. F. and Rhind, D. W. (editors) *Geographical Information Systems: Overview Principles and Applications*, Longmans, New York. 1991, 165—174.
- [4] Clarke K C; Teague P D. Representation of cartographic uncertainty using virtual environments, Proceeding 4th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, Netherlands, 2000, 109—116.
- [5] Congalton R G, Green K. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principle and Practices*[M]. Lewis Publishers. 1999.
- [6] Edwards G, Lowell K E. Modeling Uncertainty in Photointerpreted Boundaries[J]. *PE&RS*. 1996, **62**(4): 337—391.
- [7] Gahegan M, Ehlers M. A framework for the modelling of uncertainty between remote sensing and geographic information systems[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2000, **55**: 176—188.
- [8] Ge Y. Aircraft Synthetic Aperture Radar Uncertainty Analysis-Theory, System and Application[D]. Institute of Geographic Sciences & Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences. 2001. [葛咏. 2001. 机载合成孔径雷达(SAR)不确定性分析——理论、系统及应用[D]. 中科院地理科学与资源所. 2001.]
- [9] Ge Y, Wang J, Leung Y, Wang Z. SAR Imaging System Uncertainty Analysis and Visualization Research[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, **4**: 285—291. [葛咏, 王劲峰, 梁怡, 王贞松, 相位误差、位置误差和灰度误差三者关系及SAR原始图像像元不确定性, [J]. 遥感学报, 2003, 4: 285—291.]
- [10] Goodchild M F, Gopal S. *The accuracy of spatial databases*[M]. New York: Taylor and Francis. 1989.
- [11] Guptill S C, Morrison J L. *Elements of spatial data quality*, Elsevier Science. 1995.
- [12] Leung Y, Dong T X, Xu Z B. The Optimal Encodings for Biased Association in Linear Associative Memory[J]. *Neural Networks*, 1998, **11**: 877—884.
- [13] Leung Y, Ge Y, Ma J H, Wang J F. EIV model-based Registration of Remote Sensing Image, *International Journal of Remote Sensing* (Submitted). 2002.
- [14] Li X, Wang J. *Vegetation optical RS model and vegetation structure parameter*[M]. Beijing: Science Press. 1995. [李小文等, 植被光学遥感模型与植被结构参数化[M]. 北京: 科学出版社 1995.]
- [15] Lunetta R S, Congalton R G, Fenstermaker L K, et al. Remote Sensing and Geographic Information System Data Integration: Error Sources and Research Issues[J]. *PE&RS*, 1991, **57**(6): 677—687.
- [16] Openshaw S. Learning to live with errors in spatial databases. In: Goodchild, M. F. and Gopal, S. (ed.), *Accuracy of spatial databases*. New York: Taylor and Francis, 1989, 263—276.
- [17] Resenfeld A, Kak A C, *Digital Picture Processing*, [M]. Academic Press, New York. 1982.
- [18] Schowengerdt R. A. *Remote Sensing: models and methods for image processing (second edition)*[M]. Academy Press, Boston. 1997.
- [19] Shi W Z. Theory and methods for handling errors in spatial data [M]. Beijing: Science Press. 1998. [史文中. 空间数据误差处理的理论与方法[M]. 北京: 科学出版社. 1998]
- [20] Sinton D. The inherent structure of information as a constraint to analysis: mapped thematic data as a case study. In: Dutton, G. Ed., *Harvard Papers on Geographic Information Systems*, vol. 6 Addison-Wesley, Reading MA, USA. 1996.
- [21] Veregin H. Error Propagation through the Buffer Operation for Probability Surfaces[J]. *PE&RS*, 1996, **62**(4): 419—428.
- [22] Wang X W. *Modern Control Theory Foundation* [M], Beijing: Mechanism Industry Press. 1998. [王效武. 现代控制理论基础[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.]
- [23] Zhang J X, Du D S. Field model of location uncertainty and attribute uncertainty [J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 1999, **28**(3): 244—249. [张景雄, 杜道生, 位置不确定性与属性不确定性的场模型[J]. 测绘学报, 1999, **28**(3): 244—249.]

Study on the Uncertainty of Remote Sensing Information

GE Yong^{1,3}, WANG Jin-feng¹, Yee Leung², MA Jiang-hong⁴

(1. *State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences & Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

2. *The Department of Geography and Resource Management, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, Hong Kong;*

3. *Laboratory of Remote Sensing Information Sciences, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

4. *Institute for Information and System Science, Faculty of Science, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)*

Abstract: To date, Remote Sensing technologies have been applied to environmental management, monitoring and control. Remote Sensing technologies are also being applied to monitor land desertification, land use cover, environment pollution, etc. Due to limitations in instrument and processing technology in RS, system errors and measurement errors may corrupt the data. Errors may be associated with both attribute value and its location. After collecting spatial data, we then need to process, analyze and convert the data in order to make RS information understandable to users. When we produce the final RS products, new errors can be created as a result of spatial operations on maps or images that contain errors (spatial error propagation). If we ignore these errors in the RS products, it can result in economic loss. Though, the uncertainty of remote sensing information has been a hotspot in the spatial information process and many research have provided us lots of valuable results, however very few of them is on the mechanism-based. The existing methods applied to the uncertainty analysis of RS will lead to the blind spot where uncertainty could not be analyzed, and uncertainty in subsequent image product will be propagated, tracked and quantified inconveniently. In this paper, we propose a framework to deal with these problems.

Key words: remote sensing; uncertainty analysis; data analysis method; mechanism-based method analysis