

# 基于地理图斑的遥感粒计算与精准应用

吴田军<sup>1</sup>, 骆剑承<sup>2,3</sup>, 张新<sup>2,3</sup>, 董文<sup>2</sup>, 黄启厅<sup>4</sup>, 周亚男<sup>5</sup>, 刘巍<sup>2</sup>,  
孙营伟<sup>6</sup>, 杨颖频<sup>7</sup>, 胡晓东<sup>2</sup>, 郜丽静<sup>2</sup>

1. 长安大学 土地工程学院, 西安 710064;

2. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

3. 中国科学院大学, 北京 100049;

4. 广西农业科学院 农业科技信息研究所, 南宁 530007;

5. 河海大学 地理与遥感学院, 南京 211100;

6. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038;

7. 广州大学 地理科学与遥感学院, 广州 510006

**摘要:** 以数据粒化为基础的粒计算是大数据处理领域模拟人类思考和解决大规模复杂问题的前沿方向, 其通过结构化、关联化等手段提升模式挖掘与知识发现的精度与效率。为更好地实施多源多模态遥感大数据的智能处理与解译分析, 获取可服务于精准应用的时空信息, 本文借鉴粒计算的数据处理思维, 遵照从“外在场景的视觉理解”到“内在机理的知识发现”的演进脉络, 在空间、时间、属性等3个维度上剖析了遥感大数据的粒结构及其多层次、多粒度特征, 并以“地理图斑”为主线发展了集成分区分层感知、时空协同反演、多粒度决策等3个基础模型的遥感粒计算方法。重点以精准农业应用需求为导向开展了实践研究, 案例从多个视角阐释了粒计算契合遥感大数据智能计算的需要, 验证了本文构建的理论与方法可对农业遥感多层次的复杂问题进行有序解构与逐步求解, 彰显了其助益于领域化精准应用的潜在能力。

**关键词:** 遥感大数据, 粒结构/粒计算, 地理图斑, 分区分层感知, 时空协同反演, 多粒度决策, 精准农业应用  
**中图分类号:** TP753/P2

**引用格式:** 吴田军, 骆剑承, 张新, 董文, 黄启厅, 周亚男, 刘巍, 孙营伟, 杨颖频, 胡晓东, 郜丽静. 2023. 基于地理图斑的遥感粒计算与精准应用. 遥感学报, 27(12): 2774-2795

Wu T J, Luo J C, Zhang X, Dong W, Huang Q T, Zhou Y N, Liu W, Sun Y W, Yang Y P, Hu X D and Gao L J. 2023. Remote sensing granular computing and precise applications based on geo-parcels. National Remote Sensing Bulletin, 27(12): 2774-2795 [DOI:10.11834/jrs.20211622]

## 1 引言

作为实现对地表全覆盖、真实、全面观测的唯一数据获取手段, 遥感技术在广域空间上隔空感知地表而产生了持续更新的影像化数据。自20世纪60年代以来, 以卫星遥感为主要影像资源, 综合小卫星星座、无人机系统、各类地面传感网络等天空地一体化的观测平台已构筑形成(李德仁, 2012)。进入21世纪以来, 高分辨率(简称“高分”)遥感逐步成为对地观测体系的主

角, 在数据获取范围、信息更新速度、应用服务能力等方面展现了独到优势, 在军事、政治、公共安全、农业、灾害、资源、环境等领域的科学决策中发挥了基础性的底图作用。

近年来, 随着国家高分辨率对地观测系统重大专项计划的不断深化实施, 中国对地观测数据获取与更新能力得到了显著加强, 有力推动了地理信息产业的持续增长(童旭东, 2016)。在追赶国外先进技术的同时, 也发展了宽视场、静轨凝视等多种独有的遥感数据获取手段, 极大提高了

收稿日期: 2021-09-24; 预印本: 2021-11-10

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42071316); 国家重点研发计划(编号: 2021YFB3900905); 内蒙古自治区科技重大专项(编号: 2021ZD0045); 重庆市农业产业数字化地图项目(编号: 21C00346)

第一作者简介: 吴田军, 研究方向为遥感大数据智能计算与地学分析。E-mail: tjwu@chd.edu.cn

通信作者简介: 骆剑承, 研究方向为遥感大数据智能计算与地学分析。E-mail: luojc@aircas.ac.cn

中国的空间数据自给率，在支撑国家和区域资源调查和环境监测等重大工程应用中发挥了重要的数据保障作用。

在国内外对地观测系统迅猛发展的大背景下，多源遥感平台持续产生的影像数据资源，已然成为地理时空数据家族中的重要成员，且呈现出巨量（Volume，空间覆盖全，真实记录地表对象的每个时空状态）、快速（Velocity，时间频次高，重访周期短，信息快速更新）、多态（Variety，属性模式多，天空地一体化的多手段协同感知）、高价值（Value，价值总量高，基于精准时空的模式挖掘与知识发现）的典型大数据“4V”特征，正有力推动着地表系统研究从宏观入微观、从定性到定量、从静态往动态的方向发生转变（骆剑承等，2020a）。

高分遥感影像的规模化获取为各领域应用奠定了大数据基础。然而，在当下的行业应用中仍普遍延续着传统小数据的计算模式，从地面站“数据获取与分发”到终端用户“信息制作与服务”之间尚存在着流转困难，即“大数据，小知识”的困境（李德仁等，2014）。“遥感数据大规模获取”与“地理信息社会化服务”之间的这个鸿沟（图1），极大限制了遥感数据的服务广度与应用深度。深究其症结，可归纳为4个“难”：（1）采集机制复杂，难以精准处理；（2）存储巨量混杂，难以有效组织；（3）需求多元各异，难以智能挖掘；（4）服务通道不畅，难以持续更新。其中数据处理、管理与服务（第（1）、（2）、（4）点）属于相对确定的技术问题；而第（3）点的智能计算问题则是上述鸿沟的关键所在（李德仁等，2017）。换言之，高分遥感数据在“观得清”“看得频”之后如何进一步做到“辨得明”“译得懂”“挖得深”是需要给予重点关注的问题，这势必要求遥感大数据智能计算技术遵照大数据处理范式以求跃阶发展（张兵，2018），同时还需寻求与地理学、计算机科学、数学、物理学、统计学等学科之间的交叉结合点（傅伯杰，2017），协同推动遥感应用朝着更加精准、定量、可解释的方向迈进，这正是本研究探索遥感智能计算新模式的立意所在。

在大数据和人工智能领域，粒计算作为模拟人类思维而新兴起的研究方向，是利用海量异构数据近似求解大规模复杂问题的途径，其以“粒”作为基本单位，依据聚类、离散化等粒化策略将复杂数据分解为信息粒，并以粒化的数据集（块）

开展模式挖掘（Wu等，2009；梁吉业等，2015；苗夺谦等，2016）。追溯发展源头，粒计算思想源自于美国控制论专家扎德（L.A.Zadeh）对于人类认知能力3个基本特征的概括，即“粒化、重组、关联”（Zadeh，1997）。人的认知包含了粒化（Granulation，整体分解为部分）、组织（Organization，部分结合为整体，重组）和因果（Causation，因与果的关联分析与机理探寻，关联）等3个基本过程，且习惯将粒度引入到人脑的计算思维中，常以“粒”为基元解决大规模复杂问题。基于这样的观察，Zadeh（1997）指出利用粒计算的结构化求解模式时存在两个基本问题：问题（数据）粒化和基于粒的计算，即如何针对具体问题构造粒化模型，以及根据粒化结果进行分析，前者是對待求解问题的一个划分过程，在给定粒化准则下得到问题空间的层次间与层次内部的结构，后者是基于结构化粒单元进行关联计算与模式挖掘。自Zadeh第一次提出该思想以来，涌现出了许多研究成果（苗夺谦等，2016；徐计等，2015），已成为大数据领域解析复杂问题的一种有效手段。

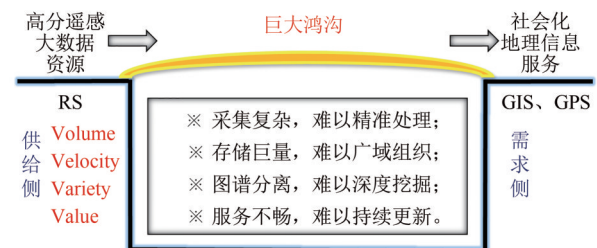


图1 高分辨率遥感应用服务面临的巨大挑战

Fig. 1 The great challenges faced by high-resolution remote sensing application services

粒计算以实现对问题的简化、提高问题求解效率为特色，这与人类认知地表空间这一复杂系统时采用“先化繁为简，再由简入繁”的抽象思维以及“眼睛看—模型算—脑子想”的处理模式基本一致，因而与遥感大数据的处理思维具有很强契合性。尽管近几年在时空数据建模领域已陆续有针对“粒”概念的讨论和模型设计（李阳东等，2009；周成虎，2015；华一新，2016；华一新和周成虎，2017；李锐等，2021），但鲜有专门面向遥感数据的粒计算框架，致使既往算法解译的遥感信息产品与人的认知结果存在脱节，难以满足用户需求。此外，虽然传统遥感对尺度问题已

有诸多探讨,但其与粒度问题尚有差别,后者的概念内涵与外延范畴更大。在空间维上,前者更多是被观测对象固定而观测距离变化产生的信息综合效应变化,而粒度概念则是一个与对象/实体大小相关的概念,在空间上是指地理信息承载单元的大小,其或受尺度影响,但亦可由地物本身尺寸、观测传感器质量等多因素耦合产生。例如,在遥感数据中,粒度可对应数据所代表的(地表)范围大小,粒度的变化体现在由遥感数据反演得到的地物信息不断粗化/细化(裴韬等,2019),在时间维、属性维亦有类似差异。此外,异质的地表空间场景存在复杂性,对模式的可挖掘性、结果的可解释性、可验证性均提出了巨大挑战,亟需寻求有效的结构化、关联化计算手段将大规模遥感数据高效、可靠地转换为面向用户的地理信息和知识服务。鉴于此,为探究发展粒化思维引导的遥感大数据智能计算方法,明晰对遥感数

据分析与服务模式革新的重要意义,以遥感数据粒结构为研究对象,采用“粒化—重组—关联”的粒计算方法,研究基于地理图斑的遥感信息智能解译模式,以期为精准化应用提供高质量时空信息服务。

## 2 遥感数据粒结构解析与粒化策略

把握“粒结构”是粒计算的关键,即如何通过可辨识性、相似性和功能性等准则将数据全集中的子集、对象、簇和元素聚合形成结构化单元。遥感数据空间、时间、属性粒结构及其相互联系如图2所示:以遥感影像为主要数据,兼顾多模态时空数据,从空间、时间、属性3个维度解析粒结构,并设计相应的数据粒化策略,以达到对地表认知问题有序分解、多源数据协调重组,并有力提升挖掘模式能力的目的。

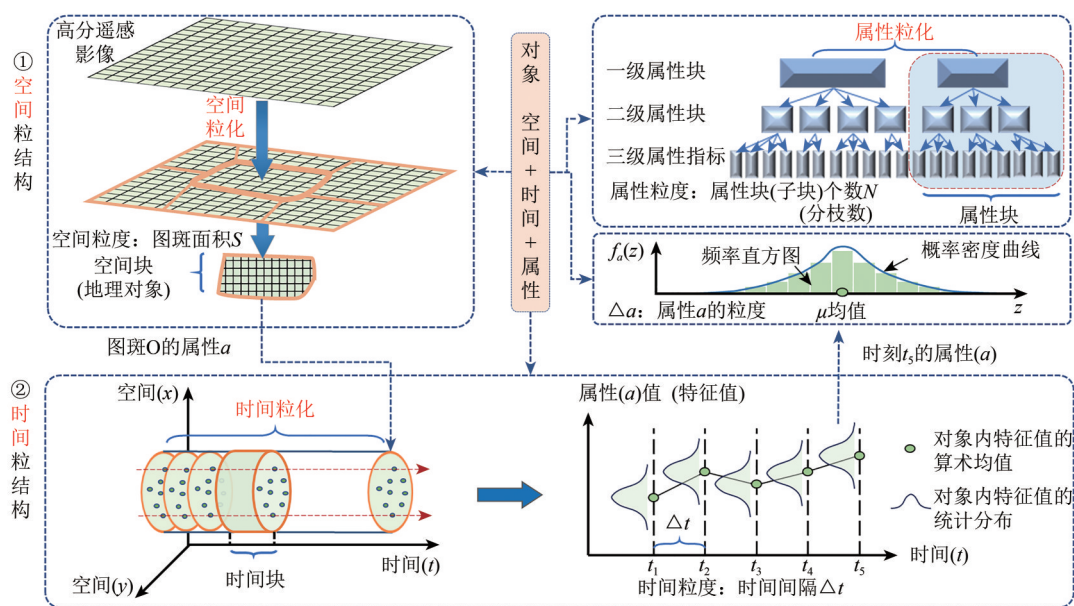


图2 遥感数据空间、时间、属性粒结构及其相互联系

Fig. 2 The spatial, temporal, and attribute granular structures of remote sensing data and their relationship

### 2.1 遥感数据粒结构解析

#### 2.1.1 空间粒结构

遥感对地观测的列阵式成像使得“像素”单元成为栅格影像数据的最小空间粒结构,其空间分辨率刻画了粒度大小。随之,“像素级”、“对象级”的遥感信息解译方法分别基于规则“像素”和非规则“对象”开展影像分析。从该角度看,

数字图像成像本身的规则化像素网格单元以及早期基于传统分割方法得到对象单元均可视为简易的空间粒结构。但由于地物或地理综合体自身的不规则形态、传统图像分割技术的固有缺陷,上述空间单元缺乏明晰的地学语义,面对高精度应用需求时,其在位置、形态等方面的不足渐显,亟需革新(骆剑承等,2020b)。

在遥感影像的人机交互解译过程中,图斑是



一个与地理实体相匹配的“粒”概念。例如，在自然资源调查监测工作中，行内普遍认可的遥感信息产品均以图斑形式呈现，究其缘由是其以结构完整的“粒块”（面元）而非栅格像元个体或缺乏语义的对象斑块作为基本单元进行信息制作与服务，而这恰与人脑认知影像的方式和现实制图需求基本一致，故更易被用户接受。另一方面，从智能计算视角，传统的规则格网剖分与真实地理实体的存在相脱节，难以对复杂地表进行精细的结构化表达，使得因多源信息聚合粒度的不确定而导致计算过程的不可控，计算结果亦难以被验证而不够可靠。而非规则的图斑单元可对复杂地表空间更全面、真实和结构化地表达，其在内部物质构成、表面覆盖、外部自然条件与人类活动影响等方面一般具有较好的均质性，可使制图过程可控、计算结果可信且可被有效验证。因此，图斑级空间信息产品已成为精准地理应用的现实所需，而其严密的规范化定义、完备的形式化表达以及普适的智能化计算是难点。

为此，本研究提出了地理图斑（Geo-parcel，或地理对象 Geo-object）的概念，将其定义为在一定空间尺度（分辨率）约束下，视觉上能感知、具有确定土地利用归属的最小地理实体单元（骆剑承 等，2020b，2021），是承载多源时空信息、聚合形成功能组团并进一步构建地理场景的基本载体（图3）。提出此概念是借鉴了粒计算分层次解构复杂问题的思路，旨在通过构建以图斑为基元的空间粒结构，开展协同多源信息的结构化关联分析，获取以“定位一定性一定量一定制”为递阶的信息图谱（以谱序化面状图斑地图 map 形式表达的地表信息及其变化，如图斑形态图、类型/指标等特征谱）或知识图谱（以规则、模型或有向图 graph 形式表达的实体、概念、属性及其相互之间的关系，如图斑结构关系图、属性关联关系图、状态/趋势规律等知识谱）（骆剑承 等，2020b，2021），最终沿着从浅层视觉理解到深层机理透视的路径，实现对复杂地表空间认知问题的近似求解。

鉴于图斑单元作为本文阐释空间粒结构的基础性作用，本研究借鉴全空间时空对象建模理论和相关前人工作（李锐 等，2021；陆妍玲 等，2020；江南 等，2017；曾梦熊 等，2021），进一

步说明如何将地理图斑通过简单而有效的方式进行形式化表达，并在其不断综合基础上形成对地理场景（Geo-scene）、地理空间（Geo-space）的多粒度刻画。具体过程如下；

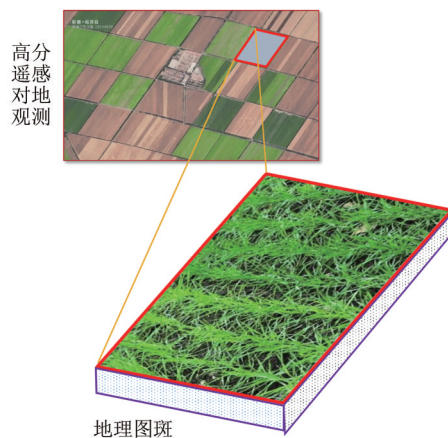


图3 地理图斑示意图

Fig. 3 The schematic diagram of geo-parcels

(1) 首先，将地理图斑视作地表空间认知的最小单位，即将地表抽象成大量相互无重叠、非规则形态的图斑组成的整体，表达为

$$\Omega = \bigcup_{i=1}^I C_i, C_i \cap C_{i_2} = \emptyset (i_1 \neq i_2) \quad (1)$$

式中， $\Omega$ 表示某区域地表空间， $C_i$ 表示该空间中第  $i$  个地理图斑（对应地理实体，故又可称之为实体图斑），结合其附属内容可表达为

$$C_i = U(S_i, T_i, A_i, E_i), i = 1, \dots, I \quad (2)$$

即每一个图斑都是关于空间、时间、属性以及事件/行为的独立集合，即：

$$1) \text{ 空间结构 } S_i = \left( \bigcup_{n=1}^N x_{in}, \bigcup_{n=1}^N y_{in}, \bigcup_{n=1}^N z_{in} \right), \text{ 在}$$

$x-y-z$ 坐标系下描述地理图斑  $C_i$  由空间中  $N$  个结点的位置及其相互拓扑关系链接而成的空间形态边界；

2) 时间序列  $T_i = (t_{i0}, t_{i1}, \dots, t_{iL})$ ，表示图斑  $C_i$  在不同时间节点集合构成的特征序列，其中  $t_{i0}$  视作所设定的初始时间或参照时间，相邻2个节点之间的时间间隔记为  $\Delta t$ ， $T_i$  表现为特征时序曲线；

3) 属性向量  $A_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iJ})$ ，其中  $a_{ij} (j = 1, 2, \dots, J)$  是地理图斑  $C_i$  的第  $j$  维属性值，表示其所在范围内的定性/定量特征值；当整个目标空间的  $I$  个图斑均可计算  $J$  个属性时，上述属性向量升维成式(3)所示的结构化二维属性（矩



阵 $A$ ):

$$A = (a_{ij})_{I \times J} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1J} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{I1} & a_{I2} & \cdots & a_{IJ} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, 特征信息的来源除了遥感影像外, 还可包括多源多模态的时空数据, 而上述空间结构和时间序列的信息也可通过一定方式转换属性描述, 成为表征图斑多维特征的一部分;

4) 事件/行为集合  $E_i = \{e_{i1}, e_{i2}, \cdots, e_{iK}\}$ ,  $e_{ik}$  ( $k=1, \cdots, K$ ) 表示与地理图斑  $C_i$  关联的第  $k$  个事件或动作, 可涉及事件发生对应的图斑位置、事件类型、原因、起止时间、过程、周期、结果等, 记录了图斑  $C_i$  关联事件的时空动态。

(2) 其次, 将空间邻近、属性相似或有关联的地理图斑按照一定准则聚合形成带有综合效应的图斑组团 (Geo-group), 谓之功能图斑, 表达为

$$G_n = \bigcup_{i=1}^{I_n} C_i, n = 1, \cdots, N_h \quad (4)$$

描绘了  $I_n$  个地理图斑经聚合后在空间上呈现更大粒度的空间单元或分区  $G_n$ 。

(3) 再次, 功能图斑按目标需求依据一定规则进一步聚合形成地理场景 (Geo-scene, 对应景观尺度的地理综合体概念), 第  $h$  个空间分层表达为

$$L_h = \bigcup_{n=1}^{N_h} G_n, h = 1, \cdots, H \quad (5)$$

(4) 最后, 隶属  $H$  个不同空间分层的地理场景组建形成整个地理空间, 表达为

$$\Omega = \bigcup_{h=1}^H L_h, L_{h_1} \cap L_{h_2} = \emptyset (h_1 \neq h_2) \quad (6)$$

综上, 本研究通过“地理图斑—功能图斑—地理场景—地理空间”自下而上的粒层转换, 分析了地表要素存在的空间粒结构表达, 间接阐释了基于高分影像获取图斑的基底性作用。

空间上的粒块通过图斑的矢量多边形予以呈现, 表现出“多粒度性”。对于同一观测尺度 (空间分辨率) 获取的遥感影像, 建 (建筑)、水 (水体)、土 (类耕地)、生 (林草)、地 (岩土) 等类型的地理实体呈现差异化的“空间粒度” (可对应理解为同一观测尺度下图斑单元的大小), 典型表现在以下两个方面: 其一, 不同类型图斑的多边形面元尺寸大小差异形成了空间粒结构的多粒度性, 如在同一空间分辨率的高分影像上, 中国北

方的建筑物图斑面积普遍较水域或耕地图斑小; 其二, 同类型图斑之间的“空间粒度”亦存在大小差异, 如在建筑物单体图斑与建筑群 (聚落) 图斑之间、池塘水域图斑与湖泊/河流水域图斑之间, 边界特征和尺寸大小往往有较大不同, 这些差异导致在固定的观测 (成像) 尺度下, 与地理实体相适应的图斑单元存在形态上的“多粒度性”。此外, 随着空间尺度的上推, 可以构建“影像栅格 (像元) → 地理图斑 (实体) → 地理场景 (综合体)”自下而上的粒层映射关系 (图4), 刻画了空间粒结构由规则到不规则、由单一到综合、由分散到系统的粒度转化过程, 同时体现了地表信息由细到粗的“多层次性”。因此, “多粒度”与“多层次”是空间粒结构的典型特征。

## 2.1.2 时间粒结构

从多时相遥感影像观测地球表面变化是一个复杂过程, 将粒计算思想与方法引入时, 首要解决的问题是遥感时间粒结构的构建 (时间维的解构), 即遥感多时相观测的时间粒化。由于重返周期内云雨等原因造成的遥感观测数据缺失等固有问题, 时序遥感数据在时间维度上存在一定的未知结构, 因此, 构建合理、恰当的时间粒结构对于实现高效、准确的多时相遥感时序分析将大有裨益。

空间粒化过程将地表划分为空间上离散而互不相交的图斑单元。基于变化发展的辩证视角, 可假定图斑边界在一定时段内稳定不变, 在此前提下其所在空间范围内的观测数据处于一个动态变化过程中, 可被连续不断地观察记录, 并以一定“时间间隔”离散化记录某些时间片段上的瞬时信息 (即时间维度上的数据离散采样)。对于某一固定的空间粒结构, 遥感数据时序分析有以下3个问题需说明:

(1) 遥感时间粒结构的基本划分。有效记录的数据采样周期有等长或非等长间隔之分, 前者多见于地面传感网站点设备 (点状观测) 的等时长间隔观测, 后者多由卫星遥感 (面状观测) 重返过境时数据获取条件差异而导致有效数据的时时有无。另外, 遥感动态性观测的对象可以是瞬变的地表温度、天变的降雨量、月变的月光辐射、年变的作物物候、世纪变的气候变化甚至世代变的地球重力变化等, 因此需要依据观测对象的时

变性特点来确定遥感时间粒的基本划分（时间粒度）。因此，进一步考虑到卫星遥感多以旬为单位的重访周期，而难以表达瞬变与天变的时间演变特征，对于月变、年变等地物变化（如作物物候）

可以借助卫星的某次观测为基本元素，并以该时间点为中心、观测周期的一半时长为半径确定时间粒结构的划分长度。

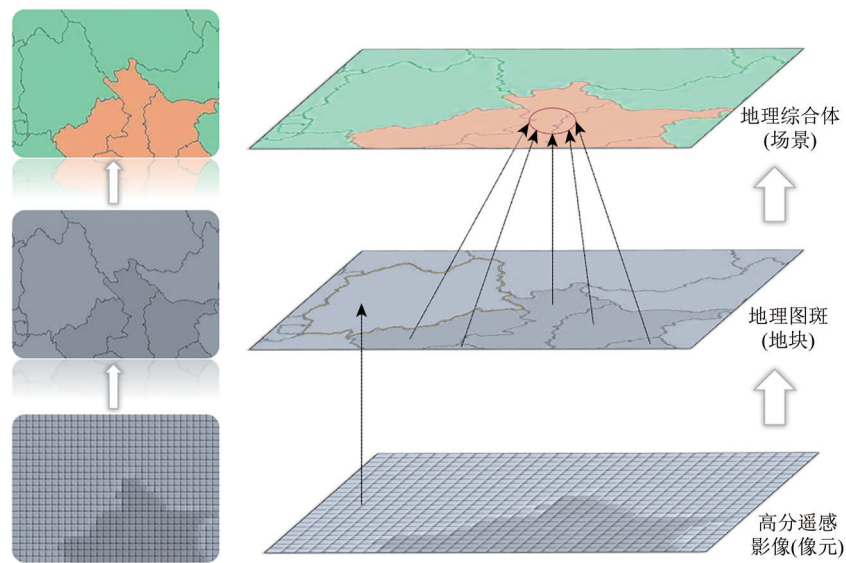


图4 空间粒结构的粒层转换

Fig. 4 The granular transformation of spatial granular structure

(2) 遥感时间粒结构的多层次性。在确定遥感时间粒基本划分的基础上，对时序遥感数据进行组织，以构建形成兼具综合性和语义性的时间粒结构。一方面，“年—月—日—小时”的“时间间隔”决定了时间粒结构的多层次性，存在“时间点（时刻）→时间段（时段）→时间集合（时集）”自下而上的粒层转换（图5），进一步可以对时间粒进行按邻近性进行聚类组合，获取更大时间间隔上的结构。比如，在以NDVI时序曲线表达植被生长过程时，往往将多个连续的NDVI较大值时间段组合为植被生长期。另一方面，“生—长—枯—死”的全生命周期、“耕—种—管—收”的农作全过程产生的遥感数据时序变化决定了时间粒之间的顺序性与相互依赖性。比如，小麦往往要先后经历出苗、分蘖、拔节、孕穗、抽穗、开花、灌浆、成熟等几个明显的生育阶段，且某个生长阶段的长势状况将会持续性地影响后续多个生长阶段。这些过程都会在遥感影像上通过NDVI等特征变化被不同程度地反映出来。

(3) 遥感时间粒结构的多粒度性。时间维度上粒化（数据合成）与“采样间隔”对应的“时

间粒度”（数据采集的“时间间隔”大小或综合运算时选取的“时间跨度”长短）产生紧密联系，一般可以通过一段时间内观测的“单刻值”或“多刻值的均值 $\mu$ 、众数 $Mode$ 、标准差 $\sigma$ 、最大值 $Max$ 、最小值 $Min$ ”等作为代表该时段的表征数值（合成值即为该时段时序化数据的粒化结果，采用的时间段长度即是时间粒度）。不同长短的采样间隔或数据综合时段（如以求“平均值”的数据合成为例，可计算日均值、月均值、年均值等不同时长的合成特征），造就了时间粒结构的“多粒度性”，进而产生了差异化的数据应用价值。另外，在某一时间点（时间截面片段）上，每个图斑内部的数据可能是其中空间上某个单点位置的记录（随时间演进可形成单条记录值的变化折线），也可能是多点位置的记录（随时间演进可形成一簇记录值的变化折线），前者仅用单点的观测值代表图斑的整体属性特征（随时间演进可形成关于单点值的时序特征曲线），后者则往往以多点观测值的均值 $\mu$ （随时间演进可形成关于 $\mu$ 的主曲线），或者频数/频率分布图（随时间演进可形成关于 $(\mu-3\sigma, \mu+3\sigma)$ 区间的上下包络）表征图斑的整

体属性。如此层次化的处理方式是可取的,这是因为在上一阶段空间粒化时获取的地理图斑已基本保证了其内外动力要素的相对均质性和时变同步性。



图5 时间粒结构的粒层转换

Fig. 5 The granular transformation of temporal granular structure

### 2.1.3 属性粒结构

为了更深入解析地理现象、过程及格局,常需利用更多广义概念下的遥感数据参与协同分析,将多源信息汇聚起来开展关联计算与模式挖掘。对此,本研究在以图斑为基元的空间粒结构上,进一步考虑将各类有地理位置的感知数据进行结构化重组并以图斑属性/特征的形式予以呈现。在此过程中,除了常规的遥感数据外,其他类型的多源时空数据亦可通过特征级融合在图斑单元上实现集成,进而能以属性字段的方式参与协同分析。随之,数据融合的过程产生了属性维的结构,表现在两个方面:一是多类属性相互之间的隶属联系而产生的结构;二是单一(类)属性内部蕴含的结构。两者均通过以图斑为基本记录对象的结构化二维属性表得到显露,且同样呈现出“多层次”、“多粒度”的特性。

(1) 多层次性。主要体现在属性表中多元属性的分层结构与粒层转换关系:1) 从变化频度的视角将属性总体上划分为动态属性与静态属性两大类,前者主要指随时间演进属性值变化较大、较快的这类属性,如气象水文方面的温度、降水、风速、水位等属性,该类属性相关的数据源在图斑上粒化时应着重考虑前文论述的时间粒度,后者主要指随时间演进属性值基本不变的这类属性,如地形地貌、土壤质地、年积温等,这类相对稳定的属性在数据粒化时往往只需关注图斑空间粒度即可;2) 将两大类属性进行进一步细分,将动态属性归属于“等间隔时序类”、“非等间隔时序类”等一级属性块(同一大类的属性集),并划分出二级属性块;将静态属性分解为“影像视觉类”、“地形地貌类”、“土壤类”、“气候类”等,在每类属性集下又可再细分,如将“影像视觉类”分解为“光谱类”、“形状类”、“纹理类”,“土壤

类”分解为“土壤物理属性类”、“土壤化学属性类”,“地形地貌类”分解为“高程”、“坡度”、“坡向”、“地貌类型”等;3) 第二级的属性块还可再划分为更细粒度的属性指标(第三级),如“纹理类”可计算中值、协方差、同质性/逆差距、反差、差异性、熵、二阶距、自相关等纹理测度的具体(特征)指标,“土壤化学属性类”可计算全氮、有效磷、速效钾等元素的含量以及PH酸碱值等量化指标。经上,结构化的多维属性表通过上述树状分解过程,可以形成上、中、下三层嵌套的属性粒块(图6),本文将称之为属性粒结构,呈现较为显著的分层特性和清晰的粒层转换关系。



图6 属性粒结构的粒层转换

Fig. 6 The granular transformation of attribute granular structure

(2) 多粒度性。集中体现在以下3个方面:第一,属性计算依赖的多源数据在信息内涵、数值量纲、空间分辨率(综合化/细化程度)等方面的差异一般较大,致使数据粒化算得的属性值在取值范围上往往不在同一粒度水平上,比如由于影像深度的不同,光谱类属性取值可以是 $[0, 255]$ 或 $[0, 1024]$ 区间的某一整数(离散型属性值),也可是 $[0, 1]$ 区间的某一实数(连续型或数值型属性值)或 $\{I, II, III, IV, V\}$ 集合的某一元素(离散型或类别型/符号型属性值);第二,由于地物尺寸大相径庭,形态不规则的图斑单元在空间粒度上本身存在一定差异,这使得各个图斑在集成多源数据时涵盖的空间范围并非一致,进而造成属性计算所涵盖的信息综合程度在广域空间上并不统一(基于规则化格网单元开展数据粒化则不存在该问题);第三,图斑的属性粒结构表现为分层化的“属性块”以及区间化(连续型属性变量)/集合化(离散型属性变量)的“属性值”,属性粒度既存在于图6所示“属性块”三级分层树划分枝叶的细碎度(反映的是属性类别体系划分的细致程度),又存在于属性计算时取值范围的区间或集合大小(反映的是属性取值的精细程度),前者起决于所能收集的多源属性数据丰富



程度，后者起决于属性数据在时空分辨率、比例尺等方面的精细程度，如气温按  $[-10\text{ }^{\circ}\text{C}, 30\text{ }^{\circ}\text{C}]$  的某一数值预报和按 {低, 中, 高} 集合中的某一元素（即气温属性按一定取值区间间隔的离散化结果）预报，两者所蕴含的信息量显然不可等量齐观，因此在确定某一属性取值时，若其所依赖的数据源存在多个不同尺度时（如：1000 m、90 m、30 m 空间分辨率的 3 套 DEM 数据； $[0, 100]$  区间分值，优、良、中、差 4 级，好、差 2 级的 3 套土壤肥力评价数据），可获得该属性在不同粒度水平上的取值，形成多粒度属性信息表，这是造成属性粒结构存在“多粒度”特性的另一重要原因。

本研究分别从空间、时间、属性 3 个维度对遥感粒结构进行了解析。结合图 7 所示的粒结构耦合关系，进一步对比辨析可知，空间粒结构相对刚性，时间和属性粒结构略显柔性，三者均存在“多层次/多粒度”的特性，共同撑起以“粒化（Mapping）—重组（Fusion）—关联（Relation）”为实现路径的计算过程。空间粒结构是外在表现直观且可被视觉感知的物理空间载体；时间粒结构与属性粒结构则是为了更好刻画事物演变规律、明晰内在本质的表征信息与关联关系。综上所述，3 类粒结构各司其职、相互促成，携手共同为复杂地表认知问题的求解提供条理化的解决思路 and 结构化的图解方案。

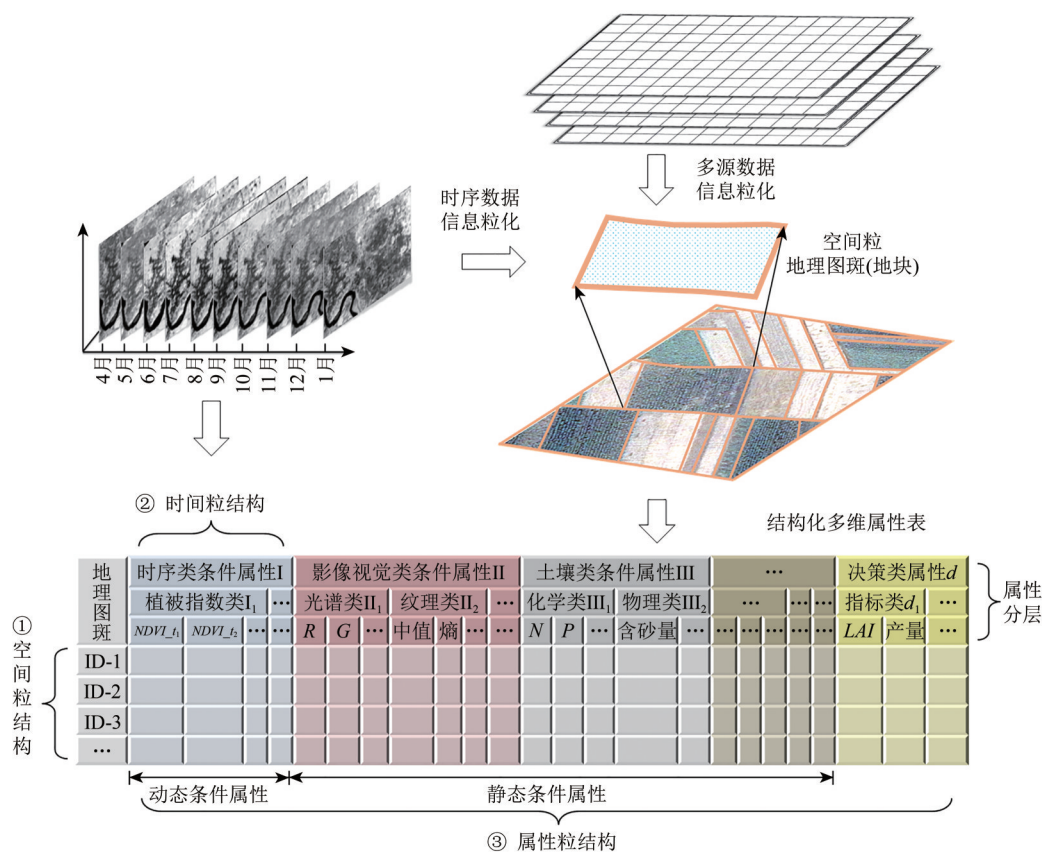


图 7 面向地理图斑一体化表征的“空间—时间—属性”粒结构相互耦合  
Fig. 7 The “spatial-temporal-attribute” granular structures coupling for integrated representation of geo-parcels

2.2 遥感数据粒化策略

在上述粒结构解析基础上，如何具体将纷繁复杂的数据结构化，还需依据建模目标和用户需求，采用恰当的粒化策略。数据驱动的常用方式大多可归结为基于数据二元关系的粒化策略，其本质是将满足预先定义的二元关系的两个数据分

配到同一个粒中。如通过使用等价、相似、邻域、优势等二元关系将总的数据集分解为相应的粒结构，基于图论、聚类、离散化的方法也都可按此思路构建数据块的典型策略。对此，现有研究普遍集中在从数据值本身的角度，以论域划分的方式分割数据集，忽视了数据本身的时空特性。因

此,对于本文关切的遥感数据,利用其天然具备的时空特征进行数据的拆分和重组是完全可行且应被重点采纳的粒化策略。

以下从空间、时间、属性3个维度梳理遥感大数据粒化策略,以期形成合理的“粒块”而达到数据有效拆分、紧致重组进而促进模式挖掘的目的。

(1) 空间粒化。拆分的本质困难在于如何分解以体现数据的某些(某种、某类)分异特征。对于高分遥感影像数据驱动的空间粒化需要遵守近似性、传递性与遍历性的准则。近似性是指每个空间粒中样点的分布要与整体数据的分布尽可能一致(即空间粒内部具有相对均质性或整体性,其所属各点的特征及其变化基本一致或有空间关联);传递性指的是每个空间粒内部在点个体与面整体的隐含模式间具有可传递的性质;遍历性是要求原始大数据集上的所有样本要尽可能地被使用到。因此,空间粒化需要着重考虑知识的引导,借助分区、分类等手段设计满足上述3个基本准则的粒化策略。

(2) 时间粒化。自然系统和社会系统现象往往具有时变性,地表系统也不例外,其在不断演化过程中形成了地理现象、过程和格局。这种时变性表现为隐含于数据之中的渐变或突变,外化表现为数据分时段的数值变化特性。这种变化催生了观测数值的动态性以及数据量和特征维的急剧增长。因此,探索时序数据的粒化对于有效的模式发现具有重要意义(李洋,2012)。在本文语境下,当图斑边界相对不变时(即空间粒结构稳定),其属性特征值的时序变化是由于每一时间片段上数据分布的变化而引起,而属性数量的升维/降维变化则意味着紧密关联于模式挖掘的特征空间正在缩放。故对于图斑所在空间上不断演变的观测数据,每次直接使用全体数据可能不是一个高效策略,而应通过一定粒度的划分重新组织,以此增量式动态更新时变属性。

(3) 属性粒化。随着图斑的空间粒结构形成,多源数据可借助图斑单元聚合形成描述图斑属性的特征值,因此图斑的存在使特征级数据融合与联动分析成为可能,同时也要求事先依据一定先验知识,围绕目标问题进行多源数据的筛选和整理,为搭建形成带有分支层次的属性粒结构做好顶层设计。此外,在属性粒化后,属性的约简往往

也是模式挖掘中不可或缺的环节,即通过发现数据块对应的特征子空间(即特征降维),在一定程度上消除高维性引起的数据稀疏问题,也能促使挖掘得到的模式更具泛化力、更易被应用者理解。

### 3 基于地理图斑的遥感粒计算方法

针对如何利用遥感大数据对复杂地表系统进行解构、解析的问题,亟需综合运用不同类型的机器学习技术、遥感机理模型和地理学分析方法,分别从空间、时间与属性等维度开展有序而联合的粒计算,以实现地表系统“外在空间场景的视觉理解”与“内在发生机理的知识发现”。该过程有待借鉴人类视觉系统“形象思维—逻辑思维”的功能组合,模拟人工解译“眼睛看—模型算—脑子想”的协同机制,才能逐步回答地表要素“在哪里”(定位+定形)、“是什么”(定性)、“多少量”(定量)、“怎么变”(定向)、“如何用”(定制)等系列问题。

为此,本文提出围绕图斑形态、类型、指标、结构、状态、趋势等目标内容,按照“粒化(Mapping)—重组(Fusion)—关联(Relation)”的路径,发展一套集“分区分层感知—时空协同反演—多粒度决策”于一体的遥感智能方法体系(图8)。在此基础上,构建精准遥感信息智能提取系统(骆剑承等,2021),并面向生态监管、农业生产、城市生活等需求开展分布、生长、功能、动力等模式挖掘与专题应用。

#### 3.1 遥感空间粒计算方法:分区分层感知模型

空间粒计算要解决的关键问题是如何建立影像空间与地理空间之间的映射关系,即图斑对象构建。本文以空间全覆盖的高分遥感数据为基底开展空间粒结构的构建,以内嵌一定的语义特征的“地理图斑”为主要表现形式实施空间粒化。鉴于地表空间的复杂性和时空异质性,本研究考虑以高空间分辨率影像色调、边界、纹理等视觉特征为基础,模拟视觉感知过程对地物的选择性注意机制,设计了用于图斑形态提取的“分区分层感知模型”,旨在根据不同类型地物在影像上所呈现的视觉特征差异,在不同地理区块内逐层次地基于影像提取矢量多边形。

该模型包含“分区”“分层”2个空间粒化过程,具体如下:(1)分区,鉴于人类活动与自然

作用形成的交通、水系以及山地区的地形线联结而成的网络体系在地表纵横交错，若将地理场景划分为若干区块，每个区块内土地利用格局相对独立，易于区分，且彼此互不干扰。鉴于此，本研究先在影像上对分区控制的要素进行提取，包括由路面、水面等要素联结而成的交通与水系网络，对DEM数据地形分析提取地形线（如山脊线/沟谷线）并联结成的地形网络；再通过这些网络的分区将大规模生产区块分解为若干独立的子任

务，为实施并行化任务提供控制单元；(2) 分层，参考土地利用分类体系，依据地物在高分影像上表现的不同特征，将地物类型划分为“建”、“水”、“土”、“生”、“地”等5大类，并针对每种地物所呈现视觉特征差异，分别设计提取模型，进而分层次地从每个控制区块内对影像实施空间粒化，实现不同类型图斑边界的提取（即基于面状矢量多边形对地表空间进行离散化），相应的图斑单元即为“空间粒”。

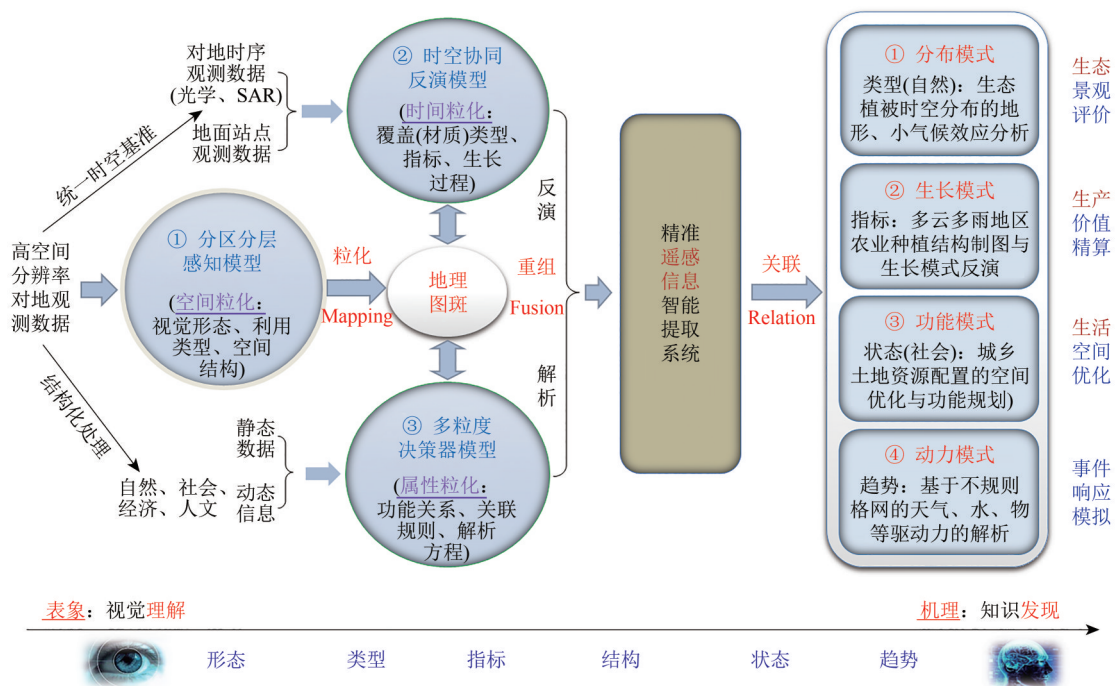


图8 基于地理图斑的遥感粒计算基础模型及应用

Fig. 8 The basic models and applications of geo-parcel-based remote sensing granular computing

据此，本研究提出一套如图9所示的空间粒计算思路：首先，高空间分辨率影像所蕴含的视觉特征（色调、形状、纹理、边缘等）为图斑边界的勾绘、土地利用类型的识别提供了丰富的信息，因此针对不同类型地物在影像上所呈现的视觉特征差异与注意力强弱，设计“道路网、水系”分区控制及面向“建、土、生、地”分层感知的图斑提取架构；进而，按照“路、水、建、土、生、地”的顺序自顶向下构建边缘、语义、纹理等模型族（Family of Models），再分别采用以深度学习为主、其他方法为辅的算法族（Family of Algorithms）开展模型参数求解，从而分阶段、分步骤地提取各类图斑，达到将地表空间逐步有序粒化的目的，最终实现从“影像空间”到“地理空间”的映射

（Mapping）目标。

在具体的实现过程中，鉴于不同地物所呈现的视觉特征和被感受野注意到的强弱程度或有不同，本文考虑多模型的集成，不再沿用仅基于单一模型对地表所有要素进行分类、识别、检测的传统方式。对于多模型的集成，需要地理学分异性思维的引导，在宏观上自顶向下地对复杂地表系统进行层层有序解构，在微观上针对边缘、纹理语义等显著性特征设计擅长的算法，才能实现对图斑边界形态与基础类型的精细提取和准确判别。譬如，遵照上述微宏观相结合的思路，对“类耕地”图斑（即“土”）这一大类进一步分级，并依据视觉特征差异设计了一套面向规则耕地、梯田、坡耕地、林草区和林间耕地等地物的



细粒度算法, 其中 HED、RCF、D\_LinkNet、U\_Net、Inception 等擅长处理视觉感知问题的深度学习网络被使用并发挥关键作用 (刘巍 等, 2021)。因此, 在“建—水—土—生—地”分层次逐步实现的空间粒化过程中, 既要考虑地理学对分异性、自相关性、相似性的基本定律, 也要借鉴粒计算求解复杂问题使用的逐层分解方式, 遵循复杂系统认知过程全局后局部、先整体后细节、先抽象后具体的处理思维理解, 以及利用“模型族+算法族”组合方式开展智能计算思路 (Xu 和 Sun, 2018)。

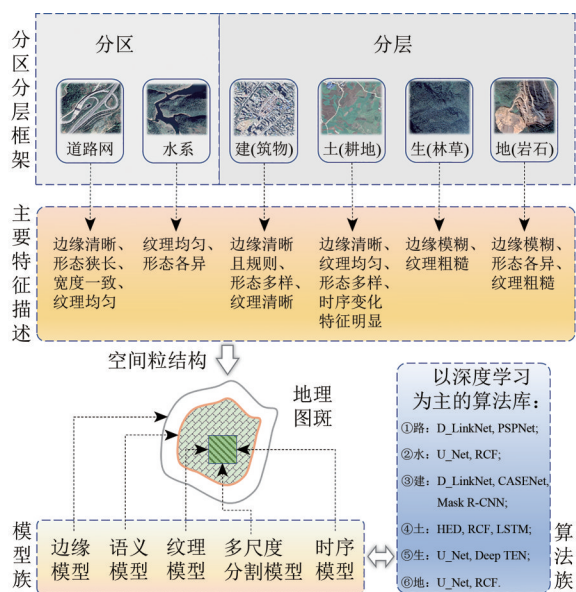


图9 关于遥感空间粒结构的智能计算

Fig. 9 The intelligent computing for spatial granular structure of remote sensing data

### 3.2 遥感时间粒计算方法: 时空协同反演模型

时间粒计算要解决的关键问题是如何协同运用多源遥感以及序列化观测数据进行变化过程分析。遥感卫星时时刻刻在“巡视”地球, 基于多期遥感影像的时序分析是开展地表时空变化检测 (或异常探测)、植被生长过程监测、农作物物候变迁以及气候变化感知等应用最直接有效的手段 (蔡博峰和于嵘, 2009; 耿丽英和马明国, 2014)。然而, 遥感卫星按其固有的 (重访) 周期对地表成像, 且易受云影遮挡 (例如中国南方多云雨地区)、光照、地形起伏等影响, 难以获取高质量的连续观测数据。因此, 如何用有限次数非连续的遥感数据来理解地表要素连续的变化过程和演化趋势, 是时序遥感的难点问题。粒计算可以实现对复杂问题的简化与分解, 有助于更好地分析和

解决遥感时序分析问题, 其从信息论与系统论的角度对时序遥感问题的解决提供思路。

因此, 结合遥感数据的空间和时间双重特性, 考虑在获取图斑后进一步协同运用多源序列化的遥感观测数据, 以“时间离散化”为主要手段开展遥感时间粒结构的智能计算, 以实现图斑类型的定性判别、指标的定量反演等目标 (吴志峰 等, 2020; 杨颖频 等, 2021)。本研究设计了时空协同反演模型, 其计算过程概述如下 (图 10): 首先, 借助分区分层感知模型从高分影像中提取形态精细的图斑单元 (“图”); 其次, 利用高时序光学遥感、SAR 遥感、地表站点观测等数据源, 重构反映图斑特征变化的序列化曲线, 形成时序特征 (“谱”); 最后, 在上述“时—空”数据协同产生的图谱基础上, 借助 LSTM 等时序分类器判别图斑覆盖类型, 再结合地面观测和传输机理构建感兴趣参数的反演模型, 实现图斑指标参数的定量估算。

利用该模型开展时间粒结构计算时, 需要重点解决以下 3 个方面的关键问题。

(1) 地物变化时序曲线的完整构建。受观测周期以及成像条件限制的影响, 往往难以直接得到地物随时间变化的完整时序曲线。对此, 一方面, 越来越多的卫星通过星座的形式加密时序观测 (如哨兵一号卫星的 A、B2 颗卫星); 另一方面, 多源遥感数据之间的融合也同样被用于提高观测的时间分辨率 (如协同 Landsat 与 MODIS 数据, 生成 30 m 分辨率的日合成地表温度产品, 利用微波时序数据来修复光学时序曲线)。这些都是提升时序曲线信息量的有效手段。

(2) 地物时间粒结构的特征表达。时序特征的有效表达和有序组织在计算中也较为关键。传统时序特征表达多源于人工设计, 比如基于 NDVI 时序曲线的生长开始时间、结束时间等; 这类特征相对简单, 且较为有效, 被广泛运用到植被分类与农作物物候分析过程中。随着深度学习在特征工程中的应用, 借助循环神经网络提出了大量、多层次的时序依赖特征, 取得了超越传统特征的应用效果。但不可否认的是, 这些基于特征自学习的方式普遍是黑箱化的, 缺乏较好的解释性, 因此还需进一步耦合机理式的时序特征设计与优化策略。

(3) 地物变化异常模式的识别与分离。地物变化有其相对稳定的模式 (正常模式), 如阔叶林

的四季变化、冻土的冻融等，其在遥感时序观测中表现为周期性的变化或持续性的增减。然而，受到不确定因素的干扰，正常的变化模式有时会被打破而表现出一定的异常模式，如全球气候变化影响下的植被物候变迁、病虫害作用下的植被

提前枯萎等。在当前研究中，常将时序曲线分解为周期、趋势、残差之和，并根据趋势变量的大小确定异常（阈值多采用经验值），但如何对随机性因素和系统性因素进行有效解构和归因仍需深入探索。

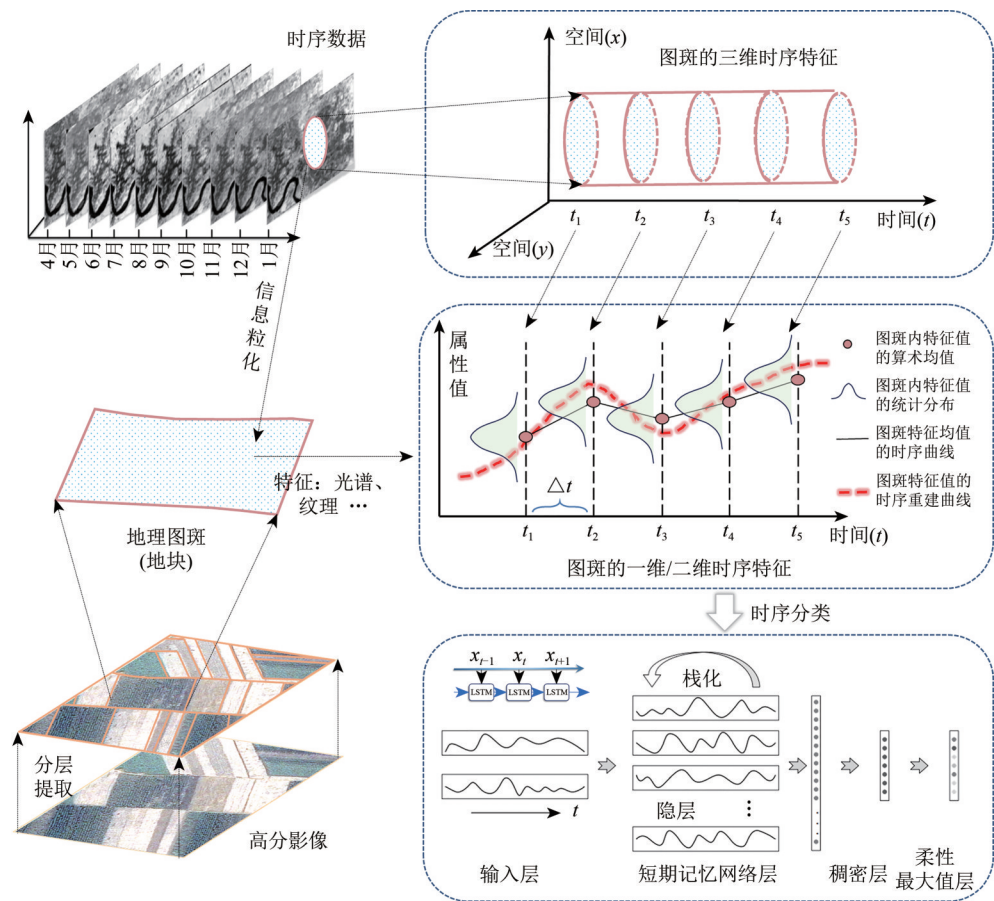


图 10 关于遥感时间粒结构的智能计算  
Fig. 10 The intelligent computing for temporal granular structure of remote sensing data

3.3 遥感属性粒计算方法:多粒度决策模型

属性粒计算要解决的关键问题是如何承载多模态感知数据开展关联分析与地理模式挖掘。对此，本研究设计了多粒度决策模型，旨在协同多源数据，以“属性离散化”为主要手段，开展多属性的关联分析与决策支持。其计算过程概述如下（图 11）：在利用遥感数据实现图斑形态提取与类型判别基础上，借助图斑载体融合资源禀赋、环境监测、历史解译、实地调查、互联网志愿者信息等多模态数据，构建高维特征向量表征的结构化属性表，实现基于图斑单元的多源数据粒化；再采用机器学习训练（数据驱动）或专家知识引导（机理/物理模型驱动）等方式挖掘图斑不同属性之间、相邻空间之间的关联关系，服务于现势

状态的静态分析（如评价、精算）、趋势演化的动态分析（如规划、预测）等空间优化与决策（Dong 等，2019；Wu 等，2021；Xu 等，2020）：一方面，揭示内动力承载和外动力驱动的耦合机制，用于解析地物存在地表的状态及背景条件，并模拟预测发展演化趋势；另一方面，构建关联准则，指导相邻图斑链接形成组团“结构”，构建图 4 第 3 层空间粒化的地理场景或综合体。

利用该模型开展属性粒结构计算时，需要重点关注以下两个方面的关键问题。

（1）多源数据融合。对于图斑的多属性分析，首先是要将自然资源、社会经济等多方数据进行融合，将原本孤立的数据激活，实现“1+1>2”的价值催化。在实施过程中，考虑将自然资源禀赋、生



态环境本底在内的对地观测数据,以及互联网电子地图标注、社交媒体等社会感知数据与图斑进行叠加,并基于位置、时间、关系、语义、尺度等关系构建多源数据与图斑之间的关联,结合数据

特点采样相应的粒化方式,实现它们在图斑单元上的信息聚合与重组再现,从而以多维特征向量的方式构建形成结构化属性表。对此,本文做以下两个方面的梳理。

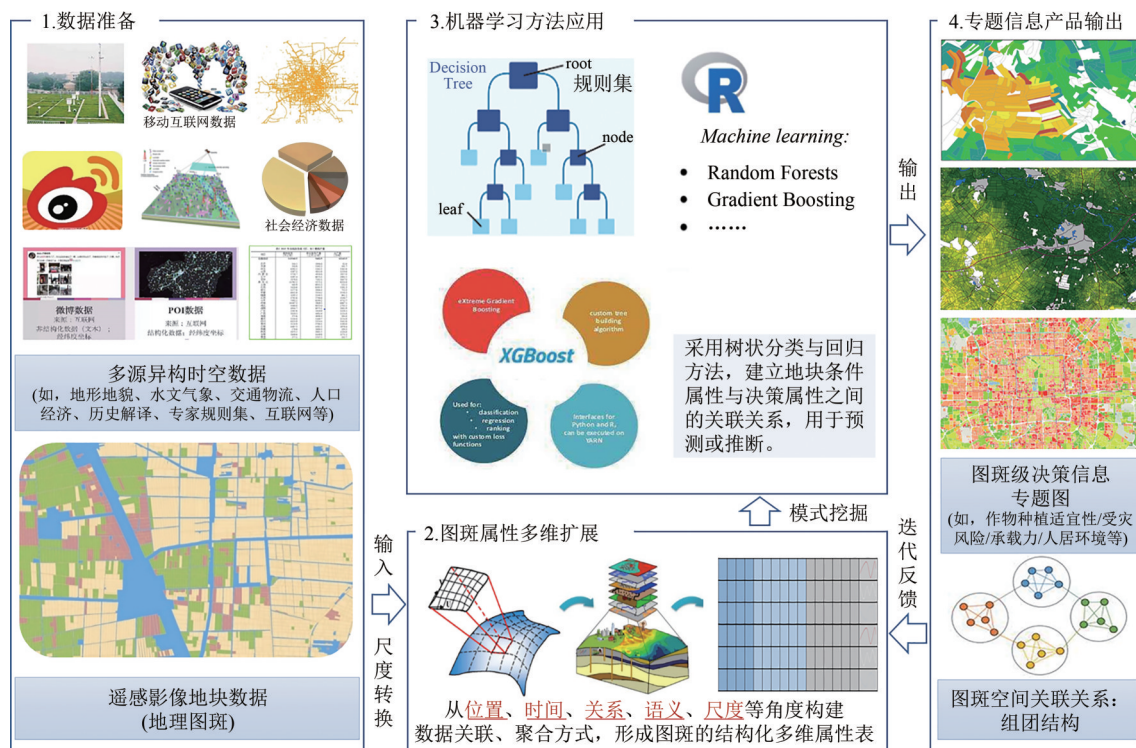


图 11 关于遥感属性粒结构的智能计算

Fig. 11 The intelligent computing for attribute granular structure of remote sensing data

第一, 基于数据时空特性, 可将多源数据分为 3 类: 1) 空间维和时间维均相对静态的数据, 如土壤材质、地形/地貌、交通路网、电子地图 POI 点、小区街道级人口数量; 2) 空间维静态而时间维动态的时序密集型数据, 如地面固定站点的气象监测数据、土壤含水量数据; 3) 空间维和时间维均相对高频动态变化的时空流数据, 如人—物—车移动轨迹、微博位置感知数据。这些不同领域的数据本是孤立的, 但与图斑单元的空间基准关联后, 既扩展了图斑的属性特征维度, 又能将多源异构数据协同助力关联分析, 提升其价值密度。

第二, 对于数据聚合, 需要厘清多源数据在存储格式、组织方式、尺度 (分辨率、比例尺) 大小、信息量、质量等方面特性, 设计差异化的数据聚合方法, 考虑如何以图斑为承载单元, 采用空间聚类、尺度转换、统计回归、时空插值、语义关联等技术, 对点/线/面矢量专题值、栅格专

题值、动态流指标等进行一定的信息抽取与特征重塑 (表 1 给出了若干示例), 实现各类数据在图斑单元上的信息重组。

总之, 数据融合作为前置步骤, 涉及内容庞杂, 既要考虑数据空间化、投影系统与坐标系统一致化、消除数据噪声、插补数据缺失等预处理问题 (Zheng, 2015), 又要通过点观测数据插值、尺度转换、伪知识鉴别与剔除等手段将多源数据转化为描述图斑属性的有效特征, 以实现信息重组。在此过程中, 如何将基于规则单元的传统处理方法改进为适用于不规则形态的图斑单元, 仍有待探索。

(2) 关联关系挖掘。在数据融合之后需要进一步开展关联分析与模式挖掘: 1) 在属性维上, 利用统计型机器学习算法或机理型专家知识模型构建图斑条件属性与目标属性之间的关联关系, 并面向领域应用需求, 定制生成各类决策专题信息和知识; 2) 在空间维上, 基于互作用、连通性、排列组合等关系, 利用语义规则、马尔可夫链



网络等方法聚合相邻图斑构建相对稳固的空间结构（对应为地理场景或综合体层级的空间粒结构），为开展精细化、量化、的空间优化与决策支持提供稳定而合理的场景。

表 1 基于地理图斑的多源数据聚合方法举例

Table 1 The examples of multi-source data aggregation methods based on geo-parcels

数据源	可参考的数据聚合方法
遥感影像等栅格型空间数据	光谱波段/指数均值统计、众数统计、降尺度
站点观测	空间插值、点面推测
矢量图斑	属性相似度和邻近性计算、基于规则的邻斑合并（密度、拓扑、网络）
互联网（文本、电子地图）	位置匹配、核密度估计、文本/POI 语义关联
自然资源禀赋数据、规划数据、网络数据	均值/众数统计、降尺度、叠加分析
位置数据、关注事件的网络文本数据	语义关联
时空流数据	信息流/移动流密度估计、OD 位置统计分析、站点时序观测分析

综上，本文对遥感大数据空间、时间、属性等 3 个维度的粒计算方法进行了说明，与之相联的 3 个基础模型总结如下：（1）分区分层感知模型，依据地物视觉特征差异，设计“建—水—土—生—地”图斑提取模型，层次化地对影像实施空间粒化，实现各类图斑形态的精细定位；（2）时空协同反演模型，在图斑空间约束下，进行高时序数据的加载及变化特征分析，实现图斑“覆盖变化类型”的定性判别及“参量指标”的定量反演；（3）多粒度决策模型，在图斑之上集成多源数据开展关联计算与决策分析，实现对地理模式的探测及面向专题应用的图谱定制。

4 面向精准农业的遥感粒计算应用案例

本文选择面向甘蔗种植监测的精准农业应用案例说明遥感粒计算的基本过程与试验效果。甘蔗产业是中国南方重要的传统产业，遥感观测在甘蔗种植分布提取、长势监测、产量预估、灾害防控和产业规划等方面提供数据支撑（何忠 等，2020）。本研究选择国家甘蔗生产优势产区广西崇左市江州区作为研究区，开展甘蔗种植的综合性研究，具体成效说明如下。

4.1 研究区与实验数据介绍

4.1.1 研究区概况简介

江州区位于广西壮族自治区西南部（图 12），居左江中上游，地处 107°06′23″E—107°47′33″E，22°09′34″N—22°05′18″N，区划面积 2951 km<sup>2</sup>。该区是广西壮族自治区 33 个蔗糖优势区县之一，甘蔗种植面积年均保持在 700 km<sup>2</sup> 以上，年均产蔗

500 万 t，辖区 4 家制糖企业日榨能力能达 4.6 万 t，故而享有“中国第一甜县”的美誉。该地区甘蔗种植的条件总体较好：属亚热带季风气候，全年光照充足，且雨热同季，全境地势为南北高，中、东部低，由西北向东南倾斜，境内地貌复杂多样，土壤水热条件好但保肥性能相对不足。

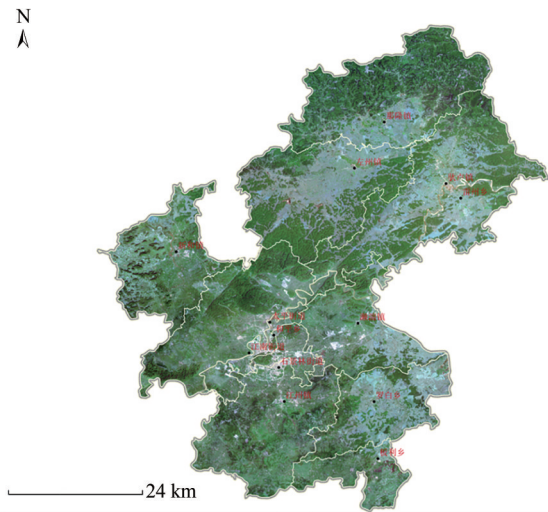


图 12 江州区地理位置及其 2019 年 GF-2 高分遥感影像（0.8 m 分辨率的多光谱/全色波段融合数据）

Fig. 12 The geographical location and GF-2 high spatial resolution remote sensing image in 2019 (0.8 m resolution multispectral/panchromatic band fusion data) of Jiangzhou District

4.1.2 数据来源及其预处理

依据遥感粒计算需要以及影响甘蔗种植和生长的因素，收集了遥感影像、地形、地貌、交通、气候、土壤、设施等相关的基础数据，开展了数据预处理工作。具体说明如下：

（1）遥感影像数据。2019 年的高分二号（GF-2）和高分一号（GF-1）卫星影像。经过几何、辐射

等预处理基础上, 选择合适的有效数据进行融合、拼接, 形成了1期空间分辨率为0.8 m的GF-2融合

影像(图12)和空间分辨率为16 m的10期GF-1多光谱影像(图13)。

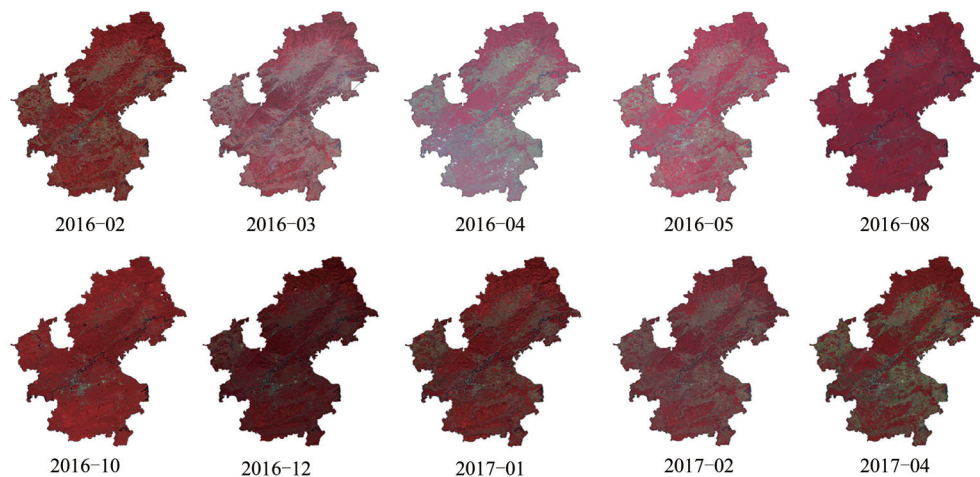


图13 江州区GF-1时序遥感影像(16 m分辨率的宽视场多光谱数据)

Fig. 13 The GF-1 time series remote sensing images of Jiangzhou District (16 m resolution data from wide field view multispectral camera)

利用3.1节的分区分层感知模型, 基于GF-2融合影像提取了研究区“类耕地”图斑; 在此基础上, 利用3.2节的时空协同反演模型, 计算10期GF-1时序影像计算NDVI特征, 识别了“类耕地”图斑上种植的作物类型, 获得了研究区的甘蔗种植分布, 进一步通过叶面积指数LAI (Leaf Area Index) 反演监测了甘蔗长势情况。

(2) 多源辅助数据。主要有: 1) DEM数据采用了30 m空间分辨率的ASTER全球数据, 基于其计算了图斑的平均高程、坡度、坡向等地形指标, 并利用中国科学院地理科学与资源研究所牵头编制的1:100万全国地貌类型数据获得研究区地貌类型信息; 2) 区位交通和工农业设施主要来源于当地基础地理数据, 包括道路、水系、居民点和糖厂的分布; 通过甘蔗种植分布信息与基础地理信息的叠加分析衍生计算了图斑距离道路、水源、糖厂的距离; 3) 气候统计数据源自中科院资源环境科学数据中心提供的历史气候数据集, 提取了年均气温、年积温、年降水量等指标, 将其与图斑叠合后算得图斑的气候指标值; 4) 土壤数据取自开源的SoilGrids产品 (<https://soilgrids.org>[2021-09-24]), 将其中的土壤类型、组分、PH值等数据与图斑链接, 获得图斑的土壤类型与理化指标值; 5) 社会经济数据主要采纳了中科院资源环境科学数据中心编制的2015年GDP和人口分布数

据, 通过降尺度处理后在图斑单元上聚合, 形成图斑的GDP和人口指标值。基于上述辅助数据以及3.3节的多粒度决策模型, 分析了研究区种植甘蔗的适宜性空间格局。此外, 本研究采集了部分野外调查采样数据, 包括2016年的作物种植结构调查、土壤养分采样、甘蔗LAI参量观测等, 这些数据将作为模型训练样本和验证参考。

## 4.2 实验结果与分析

运用上述数据, 本研究制定了甘蔗精准监测与智慧管理的应用实施流程, 运用并实践了本研究提出的方法, 制作了甘蔗种植精细化空间分布图、甘蔗生长全生命周期量化监测图, 以及面向政府科学决策、种植户精准管理、制糖企业成本控制的系列专题图, 共同形成了甘蔗“一张图”江州综合试验图集, 为当地甘蔗产业的科学规划与调整提供了决策支持。限于篇幅, 本文仅就以下3个方面展开说明。

### 4.2.1 面向农田地块形态边界提取的空间粒计算

利用3.1节的分区分层感知模型, 提取了江州区农田地块, 时间成本为78(人·d), 效率值为15 km<sup>2</sup>/(人·d), 相较于全人工的提取3 km<sup>2</sup>/(人·d), 生产效率得到了大幅提升。如图14所示, 江州区共提取到农田地块总面积1175 km<sup>2</sup>, 约占辖区总面积的40%。在空间分布上, 除北部山区和中部丘



陵区域耕地分布较少外，耕地均是研究区其他地区占用的主要类型，且分布较为零散破碎。这

一结果也表明，研究区以种植业为主，并且以家庭农业模式为主。

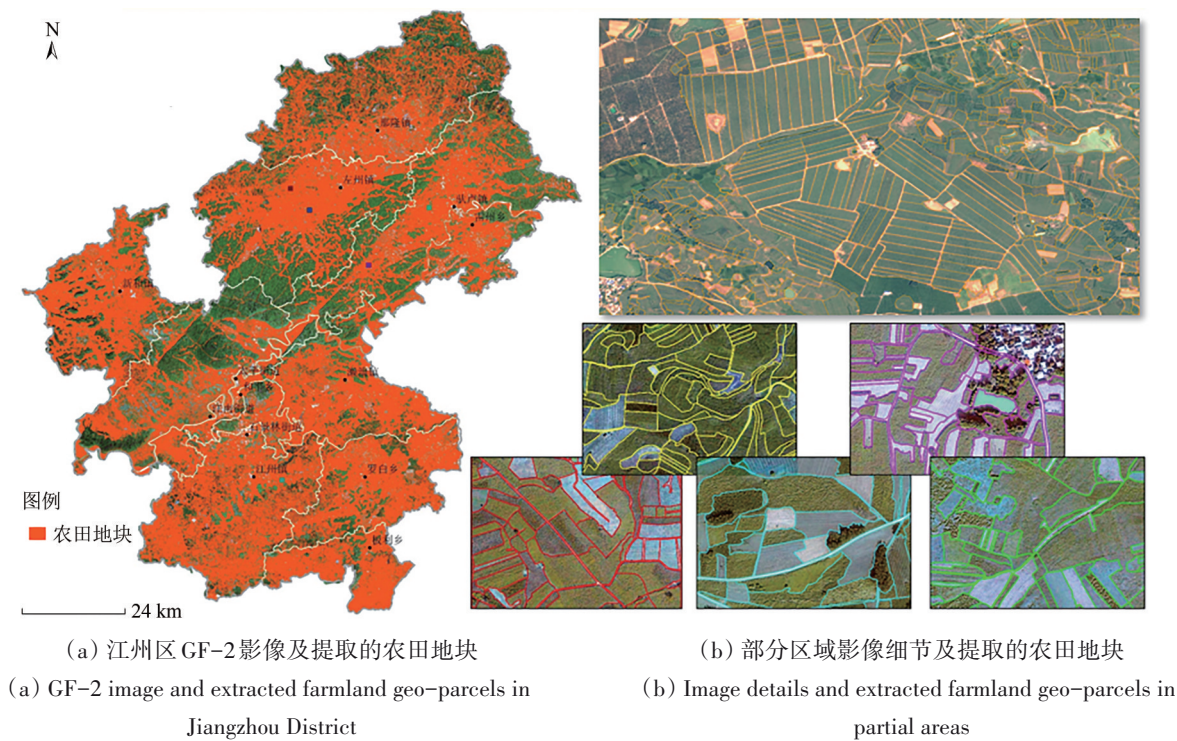


图 14 江州区农田地块提取结果  
Fig. 14 The farmland-based geo-parcels extraction results in Jiangzhou District

在此过程中，对于空间粒计算，选择 30 m 尺度的规则网格作为参照，对比不同空间粒化方式对制图效果的影响。图 15 展示了两类空间制图单元在高分影像上形态边界的视觉差异，通过分区分层感知提取的农田地块非规则形态与实际耕地边界基本一致，而规则网格单元对田块的完整性进行了割裂，离均质化的空间制图单元相距甚远。因此，为了适应实际农田管理的需要，采用非规则图斑形式的空间粒化方法能获得更好的制图效果，也更利于形成精细的信息底图指导农业“耕、作、管、收”生产环节的决策。

4.2.2 面向农作物识别与长势监测的时间粒计算

依据 3.2 节的时空协同反演模型，以 4.2.1 节的农田地块边界为空间约束，利用 10 期 GF-1 影像构建地块的时序特征曲线；通过提取时序曲线的典型时间节点和特征信息，进行作物生长过程的时间粒化；在此基础上，训练学习时序特征与作物类型之间的分类器，进而识别各图斑种植的作物类型，获取甘蔗、香蕉、晚稻等研究区主要种植的农作物空间分布（图 16），独立的实地采样数据

显示农作物识别精度达 90%。

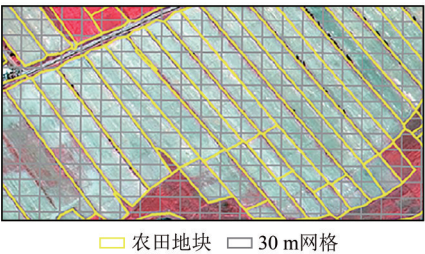


图 15 基于非规则农田地块单元与 30 m 规则格网单元的空间粒化效果对比  
Fig. 15 The comparison of spatial granulation effects based on irregular farmland geo-parcel unit and 30 m regular grid unit

进一步，以甘蔗种植地块为靶区，结合时序遥感影像和地面观测数据，对表征作物生长状态的定量参数 LAI 进行反演，形成了甘蔗长势的监测结果。通过对制图结果的统计分析发现，2016 年江州区 62.84% 的耕地用于种植甘蔗，共计 738.39 km<sup>2</sup>。在空间分布上，甘蔗种植区主要集中在左州镇、新和镇和罗门乡。同时，长势良好的区域也主要分布在左州镇和新和镇（江州区甘



蔗高产高糖的“双高”基地分布这两个区域), 其他区域有零星分布; 长势较差的区域集中分

布在新和镇西南部的山地区, 甘蔗种植的土地条件相对较差。

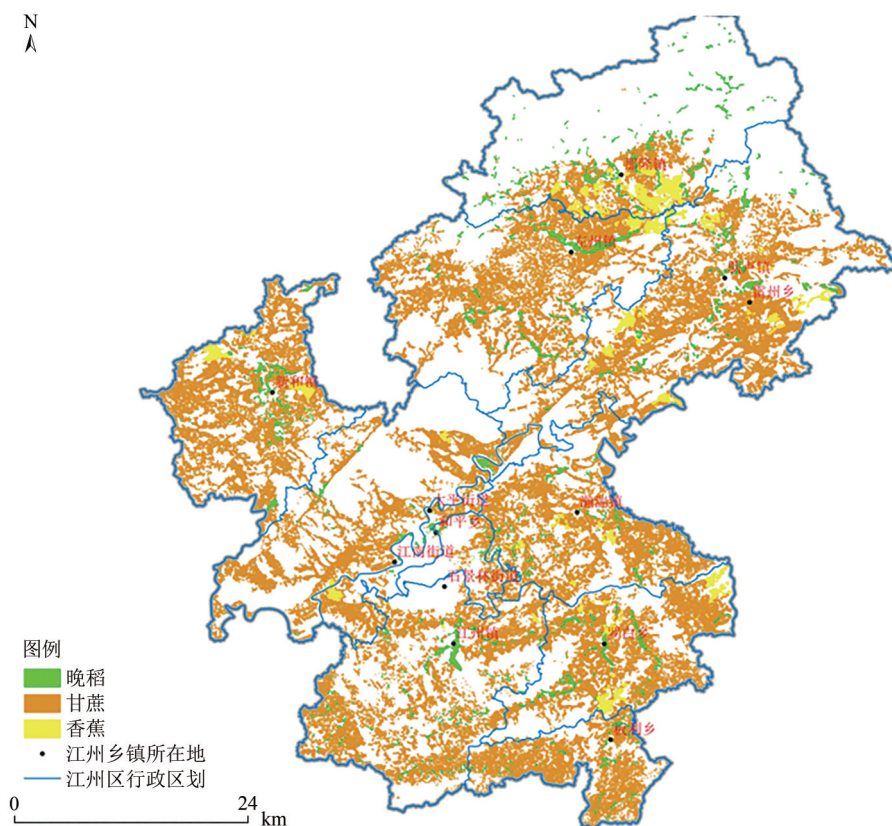


图 16 江州区农作物种植分布提取结果

Fig. 16 The extraction results of crop planting distribution in Jiangzhou District

在此过程中, 对于时间粒计算, 甘蔗的生长过程可以分为萌芽期、幼苗期、分蘖期、伸长期、成熟期、收割期 6 个时间阶段 (图 17)。本研究利用时序影像构建了地块的甘蔗生长参数变化曲线, 结合甘蔗的生长特性和曲线的特征分析需要, 将监测甘蔗生长过程的全生命周期粒化为上述 6 个阶段。这个时间粒化粒度兼顾了甘蔗的物候变化周期特性以及 10 期用于农作物类型识别和长势监测的 GF-1 影像时间分辨率现状。在此说明, 相较于传统按照规则区间分割的时间粒度划分方式, 本文基于甘蔗生长特采用的非等时长粒度划分可以更好的优化观测空间和时间分布, 以更少的观测测量获取关键信息。同时, 基于农田地块的种植结构信息, 可以实现面向不同作物类型的时间粒化方法, 设计更加精准、高效的调查、观测方案。此外, 针对不同生长阶段种植管理的多元化需求, 在时间维度上亦可采用更加高频的观测和分析粒度, 如面向企业或农户需求的土壤墒情、旱情监

测, 则可借助农业物联网、地面站点、驻地调查的监测数据实现 1 天/次、1 旬/次、1 月/次等更细的时间粒度。

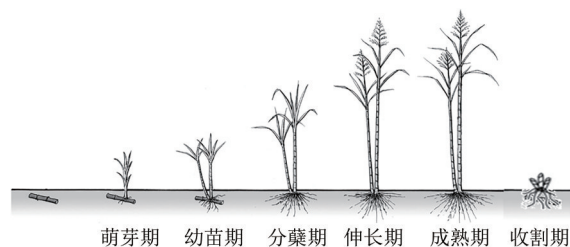


图 17 面向甘蔗生长过程全生命周期的时间粒化示意图

Fig. 17 The schematic diagram of temporal granulation for the whole life cycle of sugarcane growth process

#### 4.2.3 面向种植适宜性评价及规划的属性粒计算

依据 3.3 节的多粒度决策模型, 在甘蔗种植分布与生长监测的基础上, 进一步结合种植区地形地貌、气候气象、土壤、区位、生态价值、农民意愿等条件属性, 构建甘蔗种植适宜性的评价指

标体系（图 18）；利用空间分析技术将多源数据与地块相联，构建形成结构化属性表；再利用地面获取的适宜性评价结果，提取基于决策树算法的规则集，并将之运用于整个区域，获得地块尺度的甘蔗种植适宜性评价结果（图 19）；最后，依据适宜性等级划定高质量地块聚集区（高适宜性的热点区），用于指导“双高”基地的布设规划。对

于此案例的属性粒计算，集中体现在图 18 所示的多层次指标体系及基于多维属性的种植适宜性评价模型构建过程中。甘蔗种植适宜性评价结果的科学性以及双高基地建设规划的合理性在经过当地农业专家的地面实地调查分析后得到了认可（谢国雪 等，2018；Wu 等，2019）。

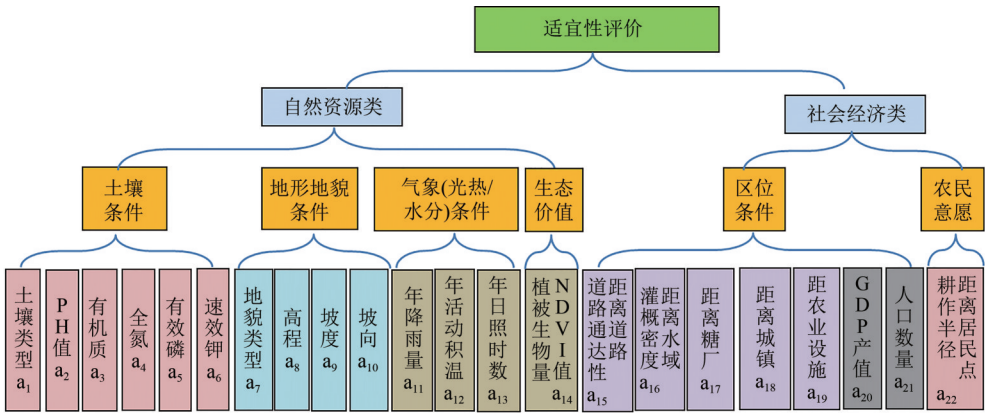


图 18 面向甘蔗种植适宜性评价的属性粒化示意图

Fig. 18 The schematic diagram of attribute granulation for the evaluation of sugarcane planting suitability

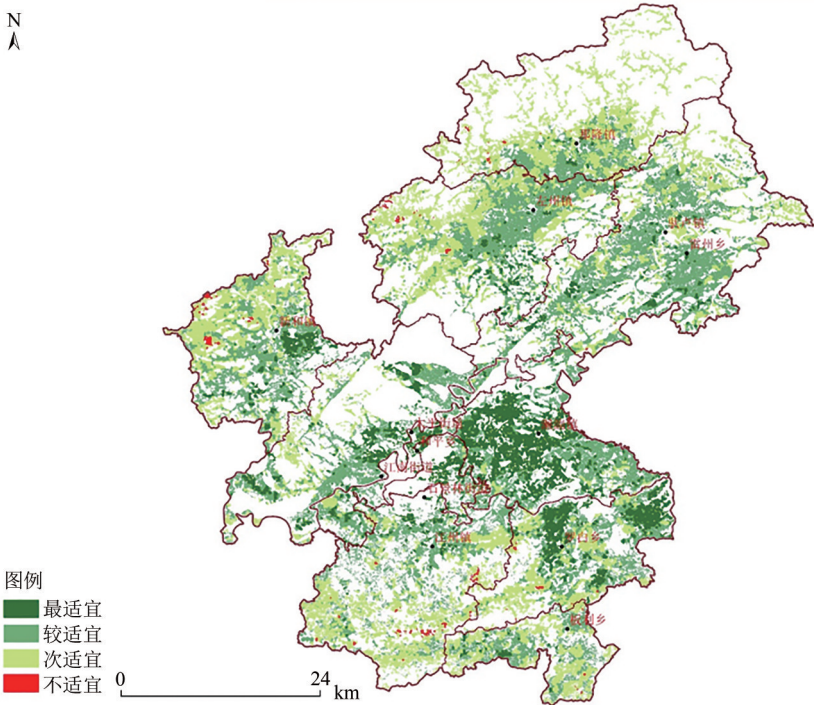


图 19 江州区甘蔗种植适宜性评价结果

Fig. 19 The evaluation results of sugarcane planting suitability in Jiangzhou District

5 结 语

高分辨率遥感技术的迅猛发展为地理信息的规模化获取、快速更新与精准应用提供了大数据

基础，同时也对发展新型遥感智能计算方法提出了要求。本研究基于对遥感大数据的特征分析和计算范式思考，认为基于粒计算开展遥感信息智能解译理论方法的创新确有必要。因此，在粒化

思维引导下, 本文给出了地理图斑的基本定义和形式化表达, 并结合其内涵和外延, 从空间、时间、属性3个维度对遥感粒结构进行了剖析, 同时提出了面向“空间—时间—属性”粒计算的3个基础模型, 期望在“以简治繁”+“分解合成”的思想指导下实现对复杂地表认知问题的有序分解与逐步求解。本文对粒化思维引导下的遥感智能计算方法体系进行了一定发展, 剖析了数据粒化和模式挖掘过程中需要注意的关键问题, 农业应用案例也充分彰显了本文构建的方法体系能为大数据时代的遥感智能分析及其精准应用服务提供一条可行的实现路径。

对进一步研究的展望, 提出以下3点: (1) 本文侧重于理论方法的介绍, 在应用上集中于农业领域, 而在生态、城市等其他领域的应用效果仍有待评估; (2) 在本文构建的框架下, 可进一步在其中的关键环节上发展新的技术方法, 并在实践中不断验证、改进效果; (3) 尽管目前粒计算研究无论在模型还是应用上都得到了蓬勃发展, 但仍存在一些基础性问题亟待研究, 如统一语言的形式化描述尚不够完备, 不同粒之间的差异比较还未得到很好解决(苗夺谦等, 2016), 自底而上数据驱动与自顶向下知识驱动相耦合的模型设计也有待深入(王国胤等, 2018); 此外, 随着时空拓展以及数据规模的扩大, 研究最优粒度选择的必要性日益凸显, 如何在代价、可解性、可解释性和粒度综合之间进行折中, 在空间、时间、属性维度下选择合适的粒度开展计算是一个值得探讨的问题, 但相应的粒度选择与粒层切换问题尚存在诸多的理论空白, 亟待有一定学科交叉背景的研究人员一起进行协同探索。总之, 进一步认识粒计算的内在逻辑、丰富粒计算理论体系, 对于求解遥感大数据背景下的复杂地表认知问题十分有益, 值得深入开拓。

**志 谢** 本研究得到了浙江海洋大学吴伟志教授、山西大学钱宇华教授、曹峰副教授等学者的悉心指导, 实验数据的获取得到了广西农业科学院农业科技信息研究所和苏州中科天启遥感科技有限公司的大力支持。在此一并对他们表示衷心的感谢!

## 参考文献(References)

- Cai B F and Yu R. 2009. Advance and evaluation in the long time series vegetation trends research based on remote sensing. *Journal of Remote Sensing*, 13(6): 1170-1186 (蔡博峰, 于嵘. 2009. 基于遥感的植被长时序趋势特征研究进展及评价. *遥感学报*, 13(6): 1170-1186) [DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2009.06.014]
- Dong W, Wu T J, Luo J C, Sun Y W and Xia L G. 2019. Land parcel-based digital soil mapping of soil nutrient properties in an alluvial-diluvia plain agricultural area in China. *Geoderma*, 340: 234-248 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.01.018]
- Fu B J. 2017. Geography: from knowledge, science to decision making support. *Acta Geographica Sinica*, 72(11): 1923-1932 (傅伯杰. 2017. 地理学: 从知识、科学到决策. *地理学报*, 72(11): 1923-1932) [DOI: 10.11821/dlxb201711001]
- Geng L Y and Ma M G. 2014. Advance in method comparison of reconstructing remote sensing time series data sets. *Remote Sensing Technology and Application*, 29(2): 362-368 (耿丽英, 马明国. 2014. 长时间序列NDVI数据重建方法比较研究进展. *遥感技术与应用*, 29(2): 362-368) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2014.2.0362]
- He Z, Xie G X, Lin Y J, Huang Q T and Yang S E. 2020. Summary of the application of remote sensing in Chinese sugarcane industry. *Land and Resources Informatization*, (4): 22-27 (何忠, 谢国雪, 林垚君, 黄启厅, 杨绍铎. 2020. 遥感技术在我国甘蔗产业的应用综述. *国土资源信息化*, (4): 22-27) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-3695.2020.04.004]
- Hua Y X. 2016. The core problems and key technologies of pan-spatial information system. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 33(4): 331-335 (华一新. 2016. 全空间信息系统的核心问题和关键技术. *测绘科学技术学报*, 33(4): 331-335) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2016.04.001]
- Hua Y X and Zhou C H. 2017. Description frame of data model of multi-granularity spatio-temporal object for pan-spatial information system. *Journal of Geo-Information Science*, 19(9): 1142-1149 (华一新, 周成虎. 2017. 面向全空间信息系统的多粒度时空对象数据模型描述框架. *地球信息科学学报*, 19(9): 1142-1149) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.01142]
- Jiang N, Fang C and Chen M J. 2017. Initial exploration of pan-spatial cognition and representation. *Journal of Geo-Information Science*, 19(9): 1150-1157 (江南, 方成, 陈敏颖. 2017. 全空间信息系统认知与表达初探. *地球信息科学学报*, 19(9): 1150-1157) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.01150]
- Li D R. 2012. On space-air-ground integrated earth observation network. *Journal of Geo-Information Science*, 14(4): 419-425 (李德仁. 2012. 论空地一体化对地观测网络. *地球信息科学学报*, 14(4): 419-425) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00419]
- Li D R, Wang M, Shen X and Dong Z P. 2017. From earth observation satellite to earth observation brain. *Geomatics and Information*



- Science of Wuhan University, 42(2): 143-149 (李德仁, 王密, 沈欣, 董志鹏. 2017. 从对地观测卫星到对地观测脑. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(2): 143-149) [DOI: 10.13203/j.whu-gis20160526]
- Li D R, Zhang L P and Xia G S. 2014. Automatic analysis and mining of remote sensing big data. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 43(12): 1211-1216 (李德仁, 张良培, 夏桂松. 2014. 遥感大数据自动分析与数据挖掘. 测绘学报, 43(12): 1211-1216) [DOI: 10.13485/jc.nki1.1-20892.0140.187]
- Li R, Shi J H, Dong G S and Liu Z H. 2021. Research on expression of multi-granularity spatio-temporal object composition structure. *Journal of Geo-Information Science*, 23(1): 113-123 (李锐, 石佳豪, 董广胜, 刘朝辉. 2021. 多粒度时空对象组成结构表达研究. 地球信息科学学报, 23(1): 113-123) [DOI: 10.12082/dqxkx.2021.200423]
- Li Y. 2012. *Information Granulation Method of Temporal Data and Applications*. Beijing: Beijing Normal University (李洋. 2012. 时序数据的信息粒化方法及应用研究. 北京: 北京师范大学)
- Li Y D, Han Z and Tong X H. 2009. Spatio-temporal data model giving consideration to multi-granularity. *Computer Science*, 36(4B): 338-342 (李阳东, 韩震, 童小华. 2009. 一种顾及多粒度的时空数据模型. 计算机学报, 36(4B): 338-342)
- Liang J Y, Qian Y H, Li D Y and Hu Q H. 2015. Theory and method of granular computing for big data mining. *Scientia Sinica Informationis*, 45(11): 1355-1369 (梁吉业, 钱宇华, 李德玉, 胡清华. 2015. 大数据挖掘的粒计算理论与方法. 中国科学: 信息科学, 45(11): 1355-1369) [DOI: 10.1360/N112015-00092]
- Liu W, Wu Z F, Luo J C, Sun Y W, Wu T J, Zhou N, Hu X D, Wang L Y and Zhou Z F. 2021. A divided and stratified extraction method of high-resolution remote sensing information for cropland in hilly and mountainous areas based on deep learning. *Acta Geodactica et Cartographica Sinica*, 50(1): 105-116 (刘巍, 吴志峰, 骆剑承, 孙营伟, 吴田军, 周楠, 胡晓东, 王玲玉, 周忠发. 2021. 深度学习支持下的丘陵山区耕地高分辨率遥感信息分区分层提取方法. 测绘学报, 50(1): 105-116) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20190448]
- Lu Y L, Liu C W, Li J W, Jiang J W and Xia Y C. 2020. Geospatial cognition method of biomimetic cell structure under the era of big data. *Science of Surveying and Mapping*, 45(9): 174-179, 198 (陆妍玲, 刘采玮, 李景文, 姜建武, 夏勇超. 2020. 大数据时代细胞仿生结构的地理空间认知方法. 测绘科学, 45(9): 174-179, 198) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2020.09.026]
- Luo J C, Hu X D, Wu T J, Liu W, Xia L G, Yang H P, Sun Y W, Xu N, Zhang X, Shen Z F and Zhou N. 2021. Research on intelligent calculation model and method of precision land use/cover change information driven by high-resolution remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(7): 1351-1373 (骆剑承, 胡晓东, 吴田军, 刘巍, 夏列钢, 杨海平, 孙营伟, 徐楠, 张新, 沈占锋, 周楠. 2021. 高分遥感驱动的精准土地利用与土地覆盖变化信息智能计算模型与方法研究. 遥感学报, 25(7): 1351-1373) [DOI: 10.11834/jrs.20219402]
- Luo J C, Wu T J, Wu Z F, Hu X D, Dong W, Gao L J, Huang Q T, et al. 2020a. *Intelligent Computing of Remote Sensing Big Data*. Beijing: Science Press (骆剑承, 吴田军, 吴志峰, 胡晓东, 董文, 邵丽静, 黄启厅等. 2020a. 遥感大数据智能计算. 北京: 科学出版社)
- Luo J C, Wu T J, Wu Z F, Zhou Y N, Gao L J, Sun Y W, Wu W, Yang Y P, Hu X D, Zhang X and Shen Z F. 2020b. Methods of intelligent computation and pattern mining based on geo-parcels. *Journal of Geo-Information Science*, 22(1): 57-75 (骆剑承, 吴田军, 吴志峰, 周亚男, 邵丽静, 孙营伟, 吴炜, 杨颖频, 胡晓东, 张新, 沈占锋. 2020b. 地理图斑智能计算及模式挖掘方法研究. 地球信息科学学报, 22(1): 57-75) [DOI: 10.12082/dqxkx.2020.190462]
- Miao D Q, Zhang Q H, Qian Y H, Liang J Y, Wang G Y, Wu W Z, Gao Y, Shang L, Gu S M and Zhang H Y. 2016. From human intelligence to machine implementation model: theories and applications based on granular computing. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 11(6): 743-757 (苗夺谦, 张清华, 钱宇华, 梁吉业, 王国胤, 吴伟志, 高阳, 商琳, 顾沈明, 张红云. 2016. 从人类智能到机器实现模型——粒计算理论与方法. 智能系统学报, 11(6): 743-757) [DOI: 10.11992/tis.201612014]
- Pei T, Liu Y X, Guo S H, Shu H, Du Y Y, Ma T and Zhou C H. 2019. Principle of big geodata mining. *Acta Geographica Sinica*, 74(3): 586-598 (裴韬, 刘亚溪, 郭思慧, 舒华, 杜云艳, 马廷, 周成虎. 2019. 地理大数据挖掘的本质. 地理学报, 74(3): 586-598) [DOI: 10.11821/dlxb201903014]
- Tong X D. 2016. Development of China high-resolution earth observation system. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 775-780 (童旭东. 2016. 中国高分辨率对地观测系统重大专项建设进展. 遥感学报, 20(5): 775-780) [DOI: 10.11834/jrs.20166302]
- Wang G Y, Li S and Yang J. 2018. A multi-granularity cognitive computing model bidirectionally driven by knowledge and data. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 48(4): 488-500 (王国胤, 李帅, 杨洁. 2018. 知识与数据双向驱动的多粒度认知计算. 西北大学学报(自然科学版), 48(4): 488-500) [DOI: 10.16152/j.cnki.xdxbzr.2018-04-002]
- Wu T J, Dong W, Luo J C, Sun Y W, Huang Q T, Wu W Z and Hu X D. 2019. Geo-parcel-based geographical thematic mapping using C5.0 decision tree: a case study of evaluating sugarcane planting suitability. *Earth Science Informatics*, 12(1): 57-70 [DOI: 10.1007/s12145-018-0360-8]
- Wu T J, Luo J C, Gao L J, Sun Y W, Yang Y P, Zhou Y N, Dong W and Zhang X. 2021. Geoparcels-based spatial prediction method for grassland fractional vegetation cover mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 9241-9253 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3110896]
- Wu W Z, Leung Y and Mi J S. 2009. Granular computing and knowledge reduction in formal contexts. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(10): 1461-1474 [DOI: 10.1109/TKDE.2008.223]
- Wu Z F, Luo J C, Sun Y W, Wu T J, Cao Z, Liu W, Yang Y P and Wang L Y. 2020. Research on precision agriculture based on the spatial-temporal remote sensing collaboration. *Journal of Geo-Information Science*, 22(4): 731-742 (吴志峰, 骆剑承, 孙营伟, 吴田军,

- 曹峥, 刘巍, 杨颖频, 王玲玉. 2020. 时空协同的精准农业遥感研究. 地球信息科学学报, 22(4): 731-742 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190726]
- Xie G X, Huang Q T, Zeng Z K, Qin Z L, Zhang X L and Su Q Q. 2018. Precision planning of sugarcane industry in scale of hilly area. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 39(5): 154-163 (谢国雪, 黄启厅, 曾志康, 覃泽林, 张秀龙, 苏秋群. 2018. 丘陵县域地块尺度的甘蔗产业精准规划研究. 中国农业资源与区划, 39(5): 154-163) [DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20180521]
- Xu J, Wang G Y and Yu H. 2015. Review of big data processing based on granular computing. Chinese Journal of Computers, 38(8): 1497-1517 (徐计, 王国胤, 于洪. 2015. 基于粒计算的大数据处理. 计算机学报, 38(8): 1497-1517) [DOI: 10.11897/SP.J.1016.2015.01497]
- Xu N, Luo J C, Zuo J, Hu X D, Dong J, Wu T J, Wu S L and Liu H. 2020. Accurate suitability evaluation of large-scale roof greening based on RS and GIS methods. Sustainability, 12(11): 4375 [DOI: 10.3390/su12114375]
- Xu Z B and Sun J. 2018. Model-driven deep-learning. National Science Review, 5(1): 22-24 [DOI: 10.1093/nsr/nwx099]
- Yang Y P, Wu Z F, Luo J C, Huang Q T, Zhang D Y, Wu T J, Sun Y W, Cao Z, Dong W and Liu W. 2021. Parcel-based crop distribution extraction using the spatiotemporal collaboration of remote sensing data. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 37(7): 166-174 (杨颖频, 吴志峰, 骆剑承, 黄启厅, 张冬韵, 吴田军, 孙营伟, 曹峥, 董文, 刘巍. 2021. 时空协同的地块尺度作物分布遥感提取. 农业工程学报, 37(7): 166-174) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.07.020]
- Zadeh L A. 1997. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. Fuzzy Sets and Systems, 90(2): 111-127 [DOI: 10.1016/S0165-0114(97)00077-8]
- Zeng M X, Hua Y X, Zhang J S, Cao Y B and Zhang Z. 2021. Research on dynamic behavior expression model and method of multi-granularity spatio-temporal objects. Journal of Geo-Information Science, 23(1): 104-112 (曾梦熊, 华一新, 张江水, 曹一冰, 张政. 2021. 多粒度时空对象动态行为表达模型与方法研究. 地球信息科学学报, 23(1): 104-112) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200420]
- Zhang B. 2018. Remotely sensed big data era and intelligent information extraction. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 43(12): 1861-1871 (张兵. 2018. 遥感大数据时代与智能信息提取. 武汉大学学报(信息科学版), 43(12): 1861-1871) [DOI: 10.13203/j.whugis20180172]
- Zheng Y. 2015. Methodologies for cross-domain data fusion: an overview. IEEE Transactions on Big Data, 1(1): 16-34 [DOI: 10.1109/TBDATA.2015.2465959]
- Zhou C H. 2015. Prospects on pan-spatial information system. Progress in Geography, 34(2): 129-131 (周成虎. 2015. 全空间地理信息系统展望. 地理科学进展, 34(2): 129-131) [DOI: 10.11820/dlkxjz.2015.02.001]

## Remote sensing granular computing and precise applications based on geo-parcels

WU Tianjun<sup>1</sup>, LUO Jiancheng<sup>2,3</sup>, ZHANG Xin<sup>2,3</sup>, DONG Wen<sup>2</sup>, HUANG Qiting<sup>4</sup>, ZHOU Ya'nan<sup>5</sup>,  
LIU Wei<sup>2</sup>, SUN Yinwei<sup>6</sup>, YANG Yinping<sup>7</sup>, HU Xiaodong<sup>2</sup>, GAO Lijing<sup>2</sup>

1.School of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

4.Agricultural Science and Technology Information Research Institute, Guangxi Academy of Agricultural Sciences, Nanning 530007, China;

5.School of Geography and Remote Sensing, Hohai University, Nanjing 211100, China;

6.China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China;

7.School of Geography and Remote Sensing, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

**Abstract:** Granular computing with data granulation as the basic is a frontier direction in the field of big data processing, which simulates human thinking and solves large-scale complex problems. It helps improve the accuracy and efficiency of pattern mining and knowledge discovery by means of structure and association. Therefore, incorporating this data analysis method into the process of mining information and discovering knowledge from remote sensing big data needs to be considered.

In order to better implement intelligent processing and interpretation analysis of multi-source and multimodal remote sensing big data, and obtain spatiotemporal information that can serve precise applications, this study draws on the data processing thinking of granular computing, and builds a research path that follows the evolution route from visual understanding of external scene to relationship perspective of internal generation mechanism (spectrum analysis). The paper analyzes the granular structure of remote sensing big data and its multi-

level and multi-granularity characteristics from three dimensions of space, time, and attribute. We further determine the corresponding granulation strategy based on the characteristics of remote sensing data. In addition, we build a methodology of remote sensing granular computing based on geo-parcels, which integrates the basic models of zonal-stratified perception, spatiotemporal collaborative inversion, and multi-granularity decision making. These models integrate geographical analysis methods, remote sensing mechanism models, and artificial intelligence algorithms. They also mine geographic information or knowledge including morphology, type, index, state, development trend, and mechanism of land geo-parcels.

This study focuses on practical research guided by the application needs of precision agriculture. The case study shows that granular computing meets the requirements of intelligent computing of remote sensing big data from multiple perspectives. It is verified that the theory and method proposed in this study can systematically deconstruct and methodically address the multi-level complex problems of agricultural remote sensing. The case study also demonstrates its potential ability to support precise domain applications.

This study develops a methodology of remote sensing intelligent computing under the guidance of granular computing. The corresponding problems and solutions in the aspects of space, time, and attribute are also analyzed. Based on the abovementioned work, we are confident that the proposed methodology of intelligent interpretation of remote sensing based on granular computing can effectively address and resolve complex surface cognitive problems in Earth observation through remote sensing.

**Key words:** remote sensing big data, granular structure/granular computing, geo-parcel, zonal-stratified perception, spatiotemporal collaborative inversion, multi-granularity decision making, precision agriculture application

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 42071316); National Key Research and Development Program (No. 2021YFB3900905); Major Science and Technology Project of Inner Mongolia Autonomous Region (No. 2021ZD0045); Digital Map Project of Chongqing Agricultural Industry (No. 21C00346)