学校代码: <u>10200</u> 研究生学号: <u>2018102734</u> 分类号: <u>P208</u> 密 级: \_\_



东北师范大学 硕士学位论文

# 基于哨兵2号卫星影像的生态系统功能类 型识别与分析——以吉林省镇赉县为例

**Identification and Analysis of Ecosystem Functional Types** 

Based on Sentinel-2 Image ——A Case Study of Zhenlai

# **County, Jilin Province**

作者:刘蓉

指导教师:	黄方 教授
一级学科:	地理学
二级学科:	地图学与地理信息系统
研究方向:	遥感信息分析与应用模型
学位类型:	学术硕士

东北师范大学学位评定委员会

2021年5月



# 学位论文评阅专家及答辩委员会人员信息

论文	题	目	基于哨兵 2 赉县为例	基于哨兵 2 号卫星影像的生态系统功能类型识别与分析——以吉林省镇 赛县为例							
作		者	刘蓉	蓉							
指导	教	师	黄方 教授	方 教授							
			评阅人 1	匿名评阅							
论文评	F阅	人	评阅人 2	匿名评阅							
			评阅人 3	匿名评阅							
学	主	席	宋开山	中国科学院东北地理与农业生态研究所	研究员						
位			张洪岩	东北师范大学地理科学学院	教授						
论			张正祥	东北师范大学地理科学学院	教授						
文	卢珊 王平		卢珊	东北师范大学地理科学学院 教授							
答			王平	东北师范大学地理科学学院 副教授							
辩	安	Щ	韩阳	东北师范大学地理科学学院	副教授						
委	瞿瑛		瞿瑛	东北师范大学地理科学学院	副教授						
员			赵建军	东北师范大学地理科学学院	副教授						
숤			孙仲秋	东北师范大学地理科学学院	副教授						

# 摘要

生态系统功能信息对于生物多样性保护和生态系统服务具有重要意义。生态 系统功能类型(EFTs)是一种基于相似生态系统功能的生态系统分组,用于表示 关键生态系统功能性状的空间格局和时间变化。EFTs 不受植被结构和组成的限 制,代表生态系统功能的空间异质性。但是,目前基于低分辨率遥感数据的 EFTs 识别无法满足对区域生态系统功能格局进行精细表征的需求。开展基于高时空分 辨率的遥感数据集与优化的 EFTs 识别方法研究,实现精细尺度的 EFTs 划分, 揭示生态系统功能类型多样性格局,符合区域生态系统功能时空特征定量研究发 展方向。

本文以 2016~2019 年哨兵 2 号时间序列影像为基础数据,提取归一化差值 植被指数(NDVI),地表反照率(Albedo),光合有效辐射吸收率(FAPAR)和 冠层含水量(CWC)及其在生长季(5~10月)内的衍生变量作为生态系统功能 分类参数,基于减法模糊聚类算法(SUBFCM)对吉林省镇赉县生态系统功能类 型进行划分。结合对分类指标的统计,归纳了各 EFTs 的主要特征,用对应分析 法(CA)和 Minnick 系数揭示了 EFTs 与土地覆被结构信息之间的关系。通过景 观格局指数、丰富度和稀有度指标分析了生态系统功能类型的格局特征,并基于 土壤、气候和地形要素选取了土壤类型、平均气温、高程等 7 个因子,对 EFTs 空间分布的影响因素进行初步探讨。

结果表明,扩展选择的反映区域生态系统碳收益、地表能量平衡和水分特征的变量适用于生态系统的功能分类。SUBFCM 算法能够以更快的收敛速度和更低的主观性自动划分生态系统功能类型。基于哨兵2号影像获得的 EFTs 很好地反映了镇赉县碳平衡的内部结构和生态系统功能多样性的分布模式。所选取的影响因子较为全面的解释了镇赉县的 EFTs 空间分异,其中土壤类型作为最基本的要素有着很重要的影响,生长季内的平均气温、平均相对湿度、坡向和坡度有着很小的影响,累积降水量和高程有着较大影响。本研究为基于高分辨率卫星数据和优化的聚类方法进行精细尺度上的区域 EFTs 识别,以及深入理解温带陆地生态系统功能空间异质性提供了参考。

关键词: 生态系统功能类型(EFTs); 哨兵2号影像; 减法模糊聚类; 吉林省镇 赉县

Ι

# Abstract

The characteristics of ecosystem functions are of great significance for biodiversity conservation and ecosystem services. Ecosystem function types (EFTs) refers to a kind of ecosystem groupings based on similar ecosystem functions, which are used to represent the spatial pattern and temporal changes of key ecosystem functional traits. Ecosystem functional types (EFTs) differs from the structure and composition of vegetation and represents the spatial heterogeneity of ecosystem functions. Obviously, the identification of EFTs based on low-resolution remote sensing data cannot satisfy the needs of fine-scale characterization of regional ecosystem functionality patterns. To explore how to use remote sensing data sets with high spatialtemporal resolution and the optimized identification methods to realize fine-scale EFTs classification and reveal the diversity pattern of ecosystem function types, is in line with the development direction of quantitative research on regional ecosystem functions.

In this study, EFTs at a county scale is characterized based on the subtractive fuzzy cluster means (SUBFCM) and Sentinel-2 time series data during 2016~2019. The normalized difference vegetation index (NDVI), surface albedo, the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR), and canopy water content (CWC) and their derived variables in the growing season (May to October) were selected as ecosystem functional indicators to characterize regional EFTs diversity pattern. Combined with the statistics of classification indicators, the main characteristics of each EFTs are summarized, and the relationship between EFTs and land cover types is investigated by correspondence analysis (CA) and Minnick's coefficient. Through the landscape pattern index, richness and rarity index, the pattern characteristics of ecosystem function types are analyzed. Based on soil, climate and topographic elements, and the factors such as soil type, average temperature, elevation, etc. were selected. The spatial distribution of EFTs was preliminary discussed.

The results showed that the expanded selection of variables reflecting the carbon benefits of regional ecosystems, surface energy balance and water characteristics are suitable for the functional classification of ecosystems. The SUBFCM algorithm can automatically divide ecosystem functional types with faster convergence speed and reduced subjectivity. The obtained EFTs based on Sentinel-2 images reflected the internal structure of carbon balance well and the distribution pattern of ecosystem functional diversity in the Zhenlai county. The selected influencing factors comprehensively explain the spatial differentiation of EFTs in the Zhenlai county. Among them, as the most basic element, soil type has a very important influence. The aspect, slope, average temperature and average relative humidity in the growing season have little. The cumulative precipitation and elevation have a greater impact. This study provides a reference for the identification of regional EFTs at a fine scale based on highresolution satellite data and optimized clustering methods, as well as a further understanding of the spatial heterogeneity of temperate terrestrial ecosystems.

**Key words**: Ecosystem Functional Type (EFTs); Sentinel-2 Image; Subtractive Fuzzy Cluster Means; Zhenlai County

目	录
Ħ	录

摘星	要	I
Abstr	act	II
第一重	章 引  言	1
1.	1 研究背景及意义	1
	1.1.1 研究背景	1
	1.1.2 研究意义	2
1.	2 国内外研究现状	2
	1.2.1 生态系统功能类型的概念	2
	1.2.2 基于卫星遥感的生态系统功能类型识别与监测研究	3
	1.2.3 减法模糊聚类方法与应用研究	5
	1.2.4 镇赉县生态环境遥感监测与分析研究	7
1.	3 本文研究内容和技术路线	7
	1.3.1 研究目标	7
	1.3.2 研究内容与技术路线	8
第二章	章 研究区与数据	9
2.	1 镇赉县概况	9
2.	2 数据及预处理	11
	2.2.1 哨兵2号卫星影像	11
	2.2.2 土地覆被类型数据	12
	2.2.3 土壤类型数据	12
	2.2.4 气象数据	13
	2.2.5 DEM 数据	14
第三章	章基于哨兵2号影像的生态系统功能分类参数特征分析	16
3.	1 生态系统功能遥感表征指标的确定	16
	3.1.1 NDVI 的计算	17
	3.1.2 Albedo 的反演	17
	3.1.3 FAPAR 和 CWC 的获取	17
3.	2 生态系统功能分类参数的计算	18
3.	3 镇赉县生态系统功能分类参数的空间分布特征	18
	3.3.1 NDVI 各变量特征	18
	3.3.2 Albedo 各变量特征	19
	3.3.3 FAPAR 各变量特征	20
	3.3.4 CWC 各变量特征	21
第四重	章 基于减法模糊聚类算法的镇赉县生态系统功能类型识别	23
4.	1 减法模糊聚类算法原理	23
	4.1.1 减法聚类	23
	4.1.2 模糊 C 均值(FCM)算法	24
	4.1.3 利用减法模糊聚类算法的生态系统功能类型识别	25
4.	2镇赉县生态系统功能类型的特征	26

4.3	3镇赉县生态系统功能类型与结构类型之间的一致性分析	
	4.3.1 对应(CA)分析和 Minnick 系数方法简述	
	4.3.2 EFTs 与土地覆被类型的一致性分析	
第五章	直镇赉县生态系统功能类型格局及影响因素分析	
5.	1 镇赉县 EFTs 的空间格局特征分析	
	5.1.1 基于景观指数的 EFTs 格局特征	
	5.1.2 EFTs 的丰富度和稀有度	
5.2	2 生态系统功能类型空间分异的影响因素分析	
	5.2.1 影响因素选取	
	5.2.2 影响因素分析	
第六章	£ 结论与展望	43
6.	1 结论	43
6.2	2 创新点	44
6.	3 不足与展望	44
参考文	〔献	45
致 谢	f	

# 第一章 引 言

## 1.1 研究背景及意义

#### 1.1.1 研究背景

生态系统为人类和动物提供所需食物和其他产品,并执行着支持生存的各种 功能。生态学的长期目标之一是了解地球系统中生态系统的多方面功能。作为生 物多样性的基本组成部分,生态系统功能涉及生态过程,即物质、能量和信息的 交换<sup>[1]</sup>。长期以来,受气候变化和人类对陆地生态系统的直接干预如土地利用活 动等影响,区域和全球尺度上生态系统在不断变化中,生态系统功能也出现不同 程度的退化。监测和分析生态系统的功能异质性对于管理和保护生态系统多样性 至关重要。Gu 等学者<sup>[2]</sup>认为将生态系统划分为相对均匀的区域可以降低景观的 复杂性,并使其更易于管理和理解。生态系统功能类型(EFTs)为生态系统的功 能分类提供了一个最佳的框架。EFTs 是一种基于相似生态系统功能的生态系统 分组,用于表示关键生态系统功能性状的空间格局和时间变化,无需事先了解植 被类型或林冠结构<sup>[3,4]</sup>。

卫星遥感技术使区域到全球尺度的陆地生态系统功能可视化成为了可能。高 质量的时间序列遥感数据为准确提取生态系统功能类型提供了前提。近年来,国 内外学者尝试利用卫星遥感反演参数及其派生变量对生态系统进行表征,基于多 源卫星数据进行区域到全球尺度的生态系统现状监测和生态系统功能类型识别。 然而,目前绝大多数研究中采用的卫星数据空间分辨率均较低(如 MODIS, NOAA等),并基于传统的聚类算法对生态系统功能类型进行划分,难以揭示复 杂地表区域内生态系统功能空间异质性格局特征。因此,探索基于高时空分辨率 的遥感数据集(如哨兵卫星影像等)与优化的识别方法进行区域 EFTs 划分,反 演生态系统功能类型空间分布格局,分析生态系统功能空间异质性的影响因素及 作用机制,是精细尺度下区域生态系统功能时空特征定量研究的重要方向之一。

镇赉县位于吉林省西部,地处我国北方半干旱半湿润农牧交错带,拥有丰富的农业资源,是吉林省重要的农牧业基地和能源基地,也被誉为"中国白鹤之乡"。 另一方面,由于生态环境组成结构相对不稳定,对于干扰因素响应敏感,土地盐 碱化严重,因而生态环境脆弱性强。本文以国家自然科学基金资助项目"基于多 源遥感影像时空融合的生态系统功能类型精细尺度识别与分析"(41571405)为 依托,采用哨兵2号多时相影像为基础数据,以反映植被覆盖、地表能量、光合 作用和水通量信息的遥感参数及其派生变量作为生态系统功能分类关键指标,探 索优化的生态系统功能类型识别方法,刻画镇赉县生态系统功能类型的空间异质

1

性,分析生态系统功能类型与结构类型的一致性及生态功能多样性空间格局,探 究其影响因素,将为县级尺度生态系统功能类型的遥感识别研究,以及不同功能 类型开展有效管理、保护和制定提供参考,具有重要意义。

#### 1.1.2 研究意义

(1) 理论价值

生态系统功能类型的划分和生态系统功能格局的构建,是了解和保护生物群 落、生态系统和气候完整性的基础和关键因素。遥感技术为各种尺度监测生态系 统功能格局及其变化提供了有效的手段。基于多时序遥感卫星影像数据,对区域 生态系统功能类型划分的定量化指标和方法进行探索,将有助于推动生态系统功 能类型研究。较高空间分辨率的遥感数据为县域尺度乃至更精细尺度上的生态系 统功能研究提供了有效的数据来源,能够促进生态学原理与遥感技术的融合,符 合生态遥感研究发展方向。

(2) 现实意义

镇赉县位于我国湿润东亚季风和干旱内陆之间的气候过渡带,也是半湿润森 林草原向半干旱草原和沙漠的过渡带,生态环境较脆弱,是全球变化响应敏感地 区。开展基于高分辨率卫星遥感技术的镇赉县生态系统功能类型的识别和分析研 究,揭示生态系统功能类型特征,分析功能类型与结构类型关联性,反演生态功 能多样性空间格局,探究其影响因素,对国家和地方可持续发展和因地制宜战略 的制定,实施面向不同生态系统功能类型区的生态恢复、保护和管理将起到重要 的作用,并促进镇赉县实现经济、社会和环境效益的统一,走上区域和谐发展之 路。

#### 1.2 国内外研究现状

#### 1.2.1 生态系统功能类型的概念

生态系统的结构和功能类型并不像土地利用/覆盖类型那样显而易见和容易 划分。以往人们对生态系统的描述和特征分析一般从生态系统的结构属性的角度, 包括地形,地貌、优势种或植物组成等<sup>[5]</sup>。但是,结构属性不敏感,对于环境变 化和扰动的响应有所延迟。因具有较长的时间滞后性<sup>[6]</sup>,以至于无法快速地评估 当前环境变化的影响<sup>[7]</sup>。全球变化在生态系统功能的影响是显而易见的<sup>[8]</sup>。因此, 研究者考虑加入功能属性来丰富对生态系统状态的表征方法。生态系统功能分类 概念的出现可追溯到 19 世纪初期,Alexander von Humboldt 在欧洲,非洲和美洲 的探索中发现至少 16 种基于物种的结构分类具有不同的生理特征或植物生长型, 而这些分类不依赖于分类学隶属关系<sup>[9]</sup>。尽管 von Humboldt 并未明确定义功能 关系,但他将生态系统的生理特征与其生物物理环境相关联,为以后的生态系统 功能分类奠定了基础。Valentini 等人(1999 年)指出,必须根据生态系统中物质 和能量的交换,在陆地生态系统中定义功能单元。这种表征陆地生态系统的方法 具有明显的优势,即可以定义陆地表面与大气之间的微量气体和能量的交换<sup>[10]</sup>。 在生态系统定义中考虑功能变量可以明显地补充和改进其仅基于结构特征的描 述<sup>[10]</sup>,并具有如下优点:(1)功能分类为理解与生态系统功能和过程的大规模 生态变化提供了有用的地理框架;(2)结构属性的惯性可能会延迟生态系统对 环境变化的感知,而生态系统的能量和物质交换则具有较短的响应<sup>[6]</sup>;(3)生态 系统功能涉及生态系统的栖息地、系统特性和过程。作为生态系统的"基础结构", 通过生态系统功能可以对生态系统服务进行进一步定性和定量评估<sup>[11]</sup>。

20世纪 90 年代,T.M.Smith 等学者发现,在构建生态系统的过程中,环境 约束的相对影响存在总体趋势或模式<sup>[12]</sup>,进而提出植被功能类型(Plant Functional Types, PFTs)这一概念。PFTs 基于植物群落的物种组成、年龄结构或 物候特性,是代表物种和广泛植被类型之间的分类方案<sup>[13]</sup>。生态系统功能类型 (Ecosystem Functional Types, EFTs)这一术语最早是由 T.M.Smith 等学者于 1997 年提出的,它被定义为对环境条件表现出相似的响应且生态系统过程相似 的区域。EFTs 与 PFT 在概念上相关,但 EFTs 是在比 PFT 更高的组织级别上定 义的<sup>[14]</sup>。PFT 是具有相似功能而独立于系统发育的物种;EFTs 则是具有相似功 能而独立于结构的生态系统<sup>[15]</sup>,与植被结构无关,并且侧重于生态系统的物质 和能量交换。因此,EFTs 的思想已经建立在空间异质性和生态系统功能之间, 这种异质性信息为评估环境和人为变化的影响提供了重要的基线。

#### 1.2.2 基于卫星遥感的生态系统功能类型识别与监测研究

生态系统遥感以生态系统为研究对象,研究生态系统类型、功能、格局及其 过程的遥感解析方法,发展遥感驱动的生态系统服务评估方法,揭示贯穿在生态 系统类型、格局、功能、服务中的深层次生态系统过程与隐性表现<sup>[16]</sup>。遥感技术 是评估生态系统结构和功能非常有用的工具。地面遥感技术可以非侵入性的方式 快速评估植被特性<sup>[17]</sup>,新一代的卫星和传感器提供了全新的数据源,时空分辨率 不断提高,为实现区域到全球尺度的陆地生态系统分类提供了有效手段<sup>[18]</sup>。

功能属性的选择是生态系统功能划分的基础。Mueller-Dombois 和 Ellenberg (1974)指出植被分类可以基于植被与环境之间的功能相互依赖性,强调两者之 间的功能相似性,并且建议将利用太阳能工作的绿色植物作为一个参数,对生态 系统进行功能上的定量表征<sup>[19]</sup>。基于卫星遥感数据构建的植被指数,例如归一化 差值植被指数(NDVI)已在大规模监测植被覆盖、土地退化和荒漠化动态研究 方面证明了其价值<sup>[20-22]</sup>。尤其是根据原始时间序列反演得到物候学和生产力变 量时,可以获取有关植被动态和生态系统功能各个方面的更多信息<sup>[2]</sup>,它们可能 与土地利用有关<sup>[23]</sup>。卫星遥感监测植被物候<sup>[24-29]</sup>为生态系统研究提供了一个最 佳框架,在世界上很多地区的实地物候数据相对稀缺的情形下<sup>[30]</sup>,可以同时解决 长期和大空间尺度问题。植被物候学监测也提升了人们对生物圈,气候和生物地 球化学循环之间相互作用的认识<sup>[31-34]</sup>。Lloyd<sup>[35]</sup>曾提出利用遥感衍生物候学描述 生态系统功能的方法,而 Soriano 和 Paruelo<sup>[36]</sup>则建议根据从卫星观测得到的植被 指数的季节动态,进行 EFTs 评估。NDVI 可以估计植被对光合辐射的吸收,通 常被用于估算陆地植被碳收益,可为生态系统动态变化以及环境和人类活动的影 响研究提供关键信息。有学者基于对 NDVI 时间序列数据的分析,揭示出了人类 活动对地表净初级生产力(NPP)季节性动态的主要影响<sup>[37]</sup>。近年来,虽然遥感 技术应用于评估生态系统的功能组分和识别 EFTs 特性的研究受到一定关注,但 整体看,基于卫星数据的多时空尺度生态功能类型识别研究还需要加强。

Lara 等利用 2000~2014 年 MODIS NDVI 时间序列数据得到生态系统功能变 量,包括生长季开始时间(SOS)、生长期长度(LOS)、NDVI的年度积分(i-NDVI)、NDVI 的年度相对范围(RREL)、NDVI 增长率(R-INC)、NDVI下 降率(R-DEC)和年度最大 NDVI 日期(t-MAX)。选取这7个功能属性主要反 映了生态系统碳收益特征的变化,用来确定阿根廷南美大草原的生态系统功能类 型<sup>[14]</sup>。基于 1981~2011 年 GIMMS3g NDVI 时间序列数据, Eva Ivits 等学者对其 衍生的物候和生产力变量进行主成分分析(PCA),进而识别全球生态系统功能 类型(EFTs)。参与 EFTs 识别的变量有现存生物量(净初级生产力的近似值)、 周期分量(季节植被生产力)、永久分量(永久地表植被)、最大值日期(最大 植被发育日)和季节长度(植被生长季节的长度)。这5个变量描述了全球生态 系统中的季节性植被动态,可代表生态系统 98%的变化<sup>[38]</sup>。基于 2001-2008 年 MODIS MOD13C1 产品得出的增强型植被指数(EVI)数据, Alcaraz-Segura 等 对南美温带地区生态系统功能多样性的空间格局进行量化,评估并确定在自然条 件下 EFTs 丰富度变化所受的环境和人类因素控制。其中, EFTs 识别是基于 EVI 的季节性曲线得出的表征碳增益动态的三个参数,即年均值(初级生产力),季 节性变化系数(季节性指标)和最大 EVI 日期(物候学指标),最终确定了南美 温带地区的 64 种生态系统功能类型(EFTs)<sup>[39]</sup>。在一些研究中, NDVI 的年度 积分(NPP 的线性估计量)作为描述年际变化的生态系统功能属性的复合体,参 与了生态系统功能的分类[35,40]。

一些衍生自卫星数据并与碳和水循环有关的功能参数可作为定义 EFTs 的合适变量。Paruelo 等人<sup>[3]</sup>将其应用到南美洲温带地区的 EFTs 识别中,在分类中使用的功能变量着重于初级生产力,作为生态系统功能的必要且最综合的指标之一<sup>[41,42]</sup>。具体使用了归一化差值植被指数 (NDVI) 季节动态的三个属性,NDVI 是一个与地上净初级生产力密切相关的光谱指数<sup>[43,44]</sup>。除了植被指数,Nestor

4

Fernandez 将地表反照率(Albedo)和地表温度(Ts)这两个变量加入到参与 EFTs 识别分类的功能属性中,将研究区划分为 8 个生态功能类型(EFTs),探讨了 光合辐射吸收和蒸散量随季节的变化情况,研究了地中海生态系统的高地貌异质 性对生态系统功能的影响<sup>[45]</sup>。在松嫩平原生态功能类型的识别中,王亚楠等利用 MODIS 数据产品,除植被指数、地表温度和地表反照率外,还加入了地表反射 率和净光合强度,综合考虑了区域水、能量和碳平衡的因素,更加全面的体现了 生态功能多样性的特性,成功提取了9 类生态功能类型,分类结果对于研究区内 不同生态系统功能类型区进行相应的管理和保护实施也具有建设性意义<sup>[46]</sup>。

然而,以上大多数研究都是基于较低空间分辨率的卫星数据进行的大尺度区域的生态系统功能类型(EFTs)识别分析,无法在更精细的规模上揭示生态系统功能的异质性。需要使用具有更高空间分辨率的时间序列遥感数据对 EFTs 进行精确识别和分析。同时,针对不同遥感平台数据,探讨如何选择适合且易于获取的生态系统功能属性,多角度表征生态系统的功能,以达到全面描述生态系统的能量和物质交换过程、水平衡状况的目的<sup>[47]</sup>。

#### 1.2.3 减法模糊聚类方法与应用研究

准确和有效识别 EFTs 还取决于适当的分类方法。目前,大多数已有研究中 主要使用硬聚类算法从遥感数据中识别 EFTs,如迭代自组织数据分析技术 (ISODATA)<sup>[3,48]</sup>,基于阈值的划分<sup>[49]</sup>, *k* 均值聚类<sup>[50]</sup>和 CLARA (the Clustering LARge Applications)等<sup>[45]</sup>。仅有少数研究考虑了软聚类方法<sup>[46]</sup>。以 *k* 均值聚类 算法<sup>[51]</sup>为例,作为一种简单的监督学习算法,它可以解决众所周知的聚类问题。 给定 *d* 维空间中的一组数字点和一个整数,*k* 均值算法通过将所有数据点随机地 分配给一个聚类,根据一定的距离函数将数据重复划分为*k* 个聚类,并重复计算 每一个聚类的质心,将每个点重新分配给最近的质心,直到所有聚类集群稳定。 该方法既简单又有效,但是,数据划分是严格的,即每个样本仅属于某一个簇, 或者根本不属于该簇。类似于 *k* 均值算法的聚类方法主要限制是必须预先选择参 数 *k*。因此,使用硬聚类算法的 EFTs 识别结果可能不够客观。

模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM)聚类方法采用隶属度矩阵来确定每个样本属于哪个类型,由 Dunn 首次提出<sup>[52]</sup>,Bezdek 后来对其进行了改进<sup>[53]</sup>。FCM 允许一个数据属于具有不同隶属度的两个或多个聚类集群。作为一种软聚类方法,FCM 算法是数据挖掘领域中使用最广泛的聚类算法。在实际应用中,相邻集群之间通常不存在清晰的边界,因此模糊聚类可能比硬聚类更适合于数据分类。在模糊聚类中使用介于 0 和 1 之间的隶属度,而不是将数据明确地分配给聚类集群。相关文献中详细提供了模糊聚类的基础知识,基本算法及其对各种实现的描述,以及聚类有效性评估和结果可视化<sup>[54]</sup>。与 *k* 均值聚类方法相似,FCM 在探

索性数据分析中的主要缺点是需要事先知道数据空间内的聚类数目和初始聚类中心矩阵等先验知识。FCM 很大程度上取决于初始条件,通常,前者由用户设置,后者是随机初始化的,可能会导致算法陷入局部最优。当聚类的目的是自动地对来自多维数据进行分区时,数据空间中的分区数通常未知。FCM 曾经被用来识别松嫩平原的 EFTs,并获得了良好的聚类效果<sup>[46]</sup>。但是,在将数据空间划分为多个群集之前,FCM 需要事先提供信息,例如群集的数量,受实际应用中数据的可变性影响,在处理许多问题时聚类不是十分有效。

减法聚类算法是一种快速的单遍(one-pass)算法,用于估计一组数据的聚 类集群数量和聚类中心<sup>[55]</sup>。它可以识别相似度更高的数据对象的聚类,并确定每 个聚类的代表点,即中心点或原型<sup>[56-58]</sup>。如果 FCM 的初始聚类中心上每个数据点 算法确定,则可能得到更好的聚类簇数,根据每个维度在聚类中心上每个数据点 的影响自动生成,而不必预先确定簇的数量。减法聚类算法可以解决 FCM 中的 初始化问题,避免陷入局部最优解,并提高聚类的速度和效果<sup>[59]</sup>。因此,将减法 聚类和 FCM 算法结合起来以实现一种不需要数据空间中先验信息的算法。这种 算法不仅能够确定最优的集群数量,提供更好的初始聚类中心矩阵,也因不需要 进行重复的初始化工作而提高了聚类的效率<sup>[60]</sup>。该算法由 Thanh Le<sup>[61]</sup>首次提出, 被称为减法模糊聚类(the subtractive fuzzy cluster means algorithm, SUBFCM) <sup>[62]</sup>。

目前, SUBFCM 方法已在很多领域得到应用。例如, 在分布式无线传感器网 络(wireless sensor network, WSN)数据流的聚类中, Hakilo Sabit 等学者<sup>[59]</sup>使用 SUBFCM 算法,以最小化传感器节点的能耗,延长了网络寿命。同时,通过与 FCM 和 k 均值算法等最新标准数据聚类算法相比较,分析了其能量效率以及聚 类性能。仿真表明 SUBFCM 可以用比 FCM 和 k 均值算法所需的能量少得多来 实现 WSN 数据流聚类。在图像分割的研究中,王克刚等人<sup>[63]</sup>利用 SUBFCM 算 法,对 CT 图像的分割中可以达到自动进行分类的效果,能给出较为合理的聚类 划分结果。在交通流量的划分方法研究中,赵晓华等人<sup>[64]</sup>使用 SUBFCM 聚类算 法,建立一种基于交替优化策略的无监督机器学习自动分类模型,并在怀柔交叉 路口流量段自动划分中成功应用,自动划分出了合理的流量段,同时很好地反映 路口交通流数据的内在结构。在中文文本聚类的算法研究中,王月[65]提出并且应 用了 SUBFCM 算法,经验证,SUBFCM 算法比传统 FCM 算法迭代次数低且速 度更快,获得的初始聚类中心较好,无论是在类别内部的聚合度还是类别间的相 似度上都具有更好的效果。在传统词袋模型图像分类的基础上,陈鹏[66]等人利用 SUBFCM 算法提取视觉单词,成功对手枪、匕首和炸药进行了粗分类。实验结 果证明,改进的词袋模型能够准确对违禁品进行分类,识别率平均能达到90%以 上研究表明, SUBFCM 算法性能上优于传统的 k 均值聚类和 FCM 聚类算法。基

6

于时间序列卫星遥感影像数据和减法模糊聚类方法(SUBFCM)识别 EFTs 的潜力值得关注和研究。

#### 1.2.4 镇赉县生态环境遥感监测与分析研究

吉林省西部位于半干旱半湿润农牧交错地带,拥有丰富的农业资源,为吉林 省重要的农牧业基地和能源基地,对全国粮食安全具有重要的保障作用。同时由 于地处我国北方农牧交错生态脆弱区,镇赉县的农业生产力较低,经济发展相对 落后,生态环境问题突出,主要有土地盐碱化、草地和湿地退化等,这严重制约 着农业可持续发展与人民生活水平的提高。另一方面,人口压力、滥砍滥伐、盲 目开垦与过度放牧等因素导致土地利用类型和景观格局产生了一系列的变化,对 吉林西部的生态环境造成了很大的影响。

镇赉县位于吉林西部地区,是吉林省粮食生产的重要产区之一。该县地处世 界三大盐碱地之一的松嫩平原腹地,生态环境敏感且脆弱,严重制约着农牧业的 发展<sup>[67]</sup>。以往针对镇赉县土地利用和土地覆被等方面开展了许多研究。李晓东等 人基于 Landsat 8 多时相遥感数据的季节变化信息,提取到了镇赉县 11 种地表覆 被类型,为农牧交错带上的土地覆被遥感监测提供了一个可行的方案。Yang 等 人<sup>[68]</sup>使用 90×90 m 空间分辨率的数据和元胞自动机一马尔可夫模型对土地利用 和土地覆被变化进行历史重建,结果表明在 20 世纪 30 年代,镇赉县大部分被草 原占据,其次是湿地和耕地,为镇赉县的生态发展提供了重要参考。镇赉县的生 态环境在 1954~2005 年间呈现严重退化趋势,最常见的土地覆被转变是以牺牲草 地和湿地为代价来扩大耕地面积,草原逐步转换为其他未使用的土地<sup>[69]</sup>。张茹等 人<sup>[70]</sup>对白城市的土地生态安全进行了评价,发现由于经济发展水平提高的原因, 镇赉县土地生态安全综合值变化幅度较大,安全值由 2007 年 0.7023 上升至 2012 年 0.7897。

## 1.3 本文研究内容和技术路线

### 1.3.1 研究目标

本文以吉林省镇赉县为研究区,基于哨兵2号卫星影像,研究生态系统功能 类型划分的关键参数,探索利用优化的软聚类算法进行生态系统功能类型识别, 揭示精细尺度生态生态系统功能异质性格局特征及其影响因素。

具体目标: (1) 拓展选取生态系统功能关键表征指标,计算反映生态系统功能平均状态、物候特征及季节性变化的参数。(2) 将减法聚类和模糊 C 均值 (FCM) 算法相结合,利用减法模糊聚类 (SUBFCM) 算法划分镇赉县的生态系统功能类型 (EFTs),分析其与土地覆被类型的对应关系; (3) 定量计算 EFTs 的景观指数、丰富度和稀有度,揭示镇赉县生态系统功能类型的空间格局特征,

分析生态系统功能类型格局的影响因子。

### 1.3.2 研究内容与技术路线

本文的研究内容如下:

(1) 生态系统功能类型划分指标与特征参数的确定与计算

以 2016~2019 年生长季(5~10 月)哨兵 2 号遥感卫星影像为基础数据,选 取归一化差值植被指数(NDVI)、光合有效辐射吸收率(Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation, FAPAR)、冠层含水量(canopy water content, CWC)和地表反照率(Albedo)作为生态系统功能分类的关键指标,计算生态系 统功能特征参数,分析碳收益、能量与水分平衡特征的平均状态,最大值和季节 性变化;

(2) 基于减法模糊聚类(SUBFCM)算法的生态系统功能类型识别方法

利用选取的生态系统功能属性指标参数,将减法聚类和模糊 C 均值算法相结合,建立减法模糊聚类(SUBFCM)算法对镇赉县生态系统功能进行分类,研究镇赉县生态系统功能类型与结构类型的对应关系。

(3) 镇赉县生态系统功能类型格局及影响因素分析

基于景观格局分析方法,计算生态系统功能类型的景观指数、丰富度和稀有 度指数,分析区域生态系统功能类型格局特征,并分析生态系统功能类型空间分 布格局的影响因素。

图 1-1 为本文的技术路线图。



图 1-1 本文技术路线

# 第二章 研究区与数据

# 2.1 镇赉县概况

镇赉县位于中国吉林省西北部,东临嫩江,与黑龙江省杜尔伯特蒙古族自治 县、肇源县隔江相望,西部和西北部与白城市、内蒙古自治区科尔沁右翼前旗毗 邻,南以洮儿河与大安县为界,西南连洮南市,北与黑龙江省泰县、内蒙古自治 区扎赉特旗接壤,介于122°47′~124°04′E,45°28′~46°18′N之间(图 2-1),土地总面积约为4737 km²,人口为26.7万(http://www.shujuku.org/)。



图 2-1 镇赉县地理位置

在现有中国生态功能区划方案中 (<u>http://www.ecosystem.csdb.cn/ecoass/ecoplanning.jsp</u>),镇赉县的东部属于嫩江 湿地保护与洪水调蓄生态功能区,中部属于洮儿河下游平原草地保护与农牧生态 功能区,西部属于白城洪积平原城镇与农业生态功能区(图 2-2)。

9

![](_page_17_Figure_1.jpeg)

图 2-2 镇赉县生态功能区划

镇赉县属于中温带大陆性季风气候区,四季分明,春季干旱风大,夏季炎热 多雨,秋季干燥凉爽,冬季寒冷雪少。年平均气温为4.9℃,年降水量为402 mm。 土壤常年在大田播种苗期表现干旱<sup>[71]</sup>,素有"十年九春旱"之说。地势平缓,由 西北向东南倾斜,起伏较小。海拔高度在96~242 m 之间,除西北部属于地势较 高的台地外,绝大部分地区为地势低洼的河谷平原和沙丘<sup>[72]</sup>。东部与南部有嫩江、 洮儿河环绕,江河沿岸是比较肥沃的冲积平原。土壤以草甸土、淡黑钙土为主, 局部有黑钙土、风沙土、栗钙土分布。土壤有机质含量平均为 2.67%,按吉林省 土壤分级标准,属于偏少水平<sup>[73]</sup>。低洼的地势条件和降雨集中的气候特征相互叠 加,使得地势偏低的东部、南部和嫩江与洮儿河沿岸成为洪水易发地区。

嫩江流经镇赉境内长 111.5 km,流域面积 1861km<sup>2</sup>,年过境水量 218.3 亿 m<sup>3</sup>。 洮儿河、呼尔达河和二龙涛河也穿境而过<sup>[74]</sup>,地下水和过境水较丰富,区内湿地、 泡泽众多,吉林莫莫格国家级自然保护区就位于本县,为白鹤东部种群迁徙路线 上重要的停歇地,也是区域生态保护屏障。随着近几十年来东北地区气候变暖、 地表蒸发量趋于增大,出现环湖和近水域碱泡与盐碱地交错分布格局<sup>[75]</sup>。研究区 潜水位埋深大约为 4~6 m,承压水为第四系层间水,埋深约为 60~90 m,含水层 厚度 10~253 m,补给源主要靠潜水渗流,含水量较大。第四系潜层地下水的补 给源主要为大气降水、降雪下渗以及地势较高地段的侧向径流补给,地下水的排 泄中心位于嫩江与松花江的交汇处<sup>[76]</sup>。2006~2012 年位于补给区的地下水位受到 地下水开采影响较大,呈现总体下降趋势,因而对湿地退化产生重要影响。镇赉 县生态环境较脆弱<sup>[70]</sup>,是全球气候变化敏感区域。相关研究表明,该区荒漠化土 地面积有增加的趋势,严重的土地沙化、盐碱化已成为当地农业生产最主要的限 制因素<sup>[77]</sup>。

#### 2.2 数据及预处理

#### 2.2.1 哨兵 2 号卫星影像

欧洲航天局(ESA)的 Sentinel-2 光学成像任务主要对于陆地和沿海地区进行监测。Sentinel-2A 卫星是 Sentinel-2 系列的第一颗光学卫星,于 2015 年 6 月 23 日从法属圭亚那的库鲁航天中心发射升空,并部署在 786 公里的极地太阳同步轨道上。Sentinel-2A 提供具有宽视场(290 km),较高空间分辨率(包括 10、 20 和 60 m),多光谱信息(从可见到短波红外的 13 个光谱带)和高重访频率(10 天)。2017 年 3 月 7 日,Sentinel-2B 卫星发射后,Sentinel-2 系列双星系统时间分辨率已提高到 5 天。Sentinel-2 影像可以从 ESA Sentinel 科学数据中心下载(https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home)。对于 L1C 级 和 L2A 级 来说,多波段数据以 jp2 格式存储于 Granule 文件夹,Granule 也叫做 Tiles,区域大小都是 100×100 km<sup>2</sup>,正射影像(ortho-images)投影为 UTM\_WGS84。

本文研究区镇赉县全境被四张相邻 Tiles 的 Sentinel-2 图像完全覆盖(tile number 为 51TVL, 51TVM, 51TWL 和 51TWM)。使用的 Sentinel-2 卫星影像 的获取时间是在 2016~2019 年生长季(5~10 月)内,具体日期包括 2016 年 5 月 27 日、2016 年 7 月 26 日、2017 年 7 月 11 日、2017 年 9 月 9 日、2017 年 10 月 4 日、2018 年 5 月 7 日、2018 年 6 月 1 日、2018 年 6 月 21 日、2018 年 7 月 31 日、2018 年 9 月 9 日、2018 年 9 月 9 日、2019 年 5 月 22 日、2019 年 8 月 30 日、2019 年 9 月 14 日、2019 年 9 月 24 日、2019 年 10 月 9 日和 2019 年 10 月 14 日。考虑到连续较厚云层的影响,本研究最终使用了 72 幅 L1C 级 Sentinel-2 图像(云覆盖率<5%)。

ESA 推荐使用兔费的开源 Sentinel 应用程序平台——SNAP 工具箱对来自 Sentinel 任务的数据进行科学开发。本研究中,使用 Sen2Cor 插件和 SNAP6.0 软 件对 Sentinel-2 数据进行了预处理<sup>[78]</sup>,主要包括大气校正,空间重采样和平滑处 理。通过 Sen2Cor 插件将下载的 L1C 级大气反射率数据转换为 L2A 级地表反射 率数据。在大气校正之后,又将最近邻重采样法将 10 m 空间分辨率的波段重采 样到 20 m。以 ENVI 数据格式导出图像。为了消除云影响,采用 5×5 中值滤波 器对哨兵 2 号时间序列图像进行平滑处理<sup>[79]</sup>。同一采集日期的相邻图像在 ENVI5.3 软件中进行了拼接处理。基于 SNAP6.0 软件中的生物物理处理器模块 (the biophysical processor module),从 L2A 级数据中获得光合有效辐射吸收率 (FAPAR)和冠层含水量(CWC)的数据影像。NDVI 和反照率(Albedo)则是 根据 Sentinel 图像的波段计算得出。基于镇赉县的县边界数据,使用 Arcgis10.5 软件中的掩膜提取(Extract by mask)工具,得到了镇赉县的生态系统功能指标 影像。

#### 2.2.2 土地覆被类型数据

本文所使用的土地覆被类型数据 FROM-GLC10(Finer Resolution Observation and Monitoring of Global Land Cover 10)是从 FROM-GLC 项目中下载获得 (<u>http://data.ess.tsinghua.edu.cn/</u>)。FROM-GLC10产品是第一个空间分辨率为10 m 的全球土地覆被数据集,是由 Sentinel-2 图像和 Google Earth Engine 的云计算 能力生成,结合了自 2011 年以来 30 m 分辨率的全球土地覆盖制图和样本数据库 的经验。该产品是根据 2017 年发布的全球首个多季节样本数据库生成的,包括 从 2014 年和 2015 年 Landsat 8 图像中解译的样本。训练集包含覆盖全球约 93000 个站点,约 340000 个从 30×30 m 到 500×500 m 不同大小的样本。从 38000 多 个样本区域选择了不同季节约 140000 个样本作为验证集。将样本数据库应用于 2017 年的 Sentinel-2 图像,采用随机森林分类方法,最终生成 10 m 空间分辨率 全球土地覆被类型图<sup>[80]</sup>。

在本研究中,土地覆被类型图被转换为与 Sentinel-2 相同的投影,利用 ArcGIS10.5 中的裁剪工具提取了镇赉县土地覆被类型数据(图 2-3)。镇赉县的 土地覆被主要包括 8 类,即农田、森林、草原、灌木丛、湿地、水体、不透水地 表和裸地。

![](_page_19_Figure_4.jpeg)

图 2-3 镇赉县土地覆被类型

#### 2.2.3 土壤类型数据

中国土壤类型图从中国科学院地理科学与自然资源研究所资源与环境数据 云平台(http://www.resdc.cn/)获得<sup>[81]</sup>。该数据采用传统的土壤遗传分类系统。土 壤属性数据库中有 2647 条记录,包括 16 个属性数据项,基本覆盖了中国所有类 型的土壤及其主要特征。采用镇赉县界裁剪处理,得到研究区的土壤类型数据。 镇赉县的土壤类型包括 13 个亚类,包括黑钙土、风沙土、草甸沼泽土、草甸栗 钙土、草甸土、草原碱土、碱化栗钙土、石灰性草甸土、盐土、盐化黑钙土、潜 育草甸土、淡黑钙土和栗钙土(图 2-4)。

![](_page_20_Figure_2.jpeg)

#### 2.2.4 气象数据

本 文 所 用 气 象 数 据 来 自 中 国 地 面 气 候 资 料 月 值 数 据 集 (http://data.cma.cn/data/cdcdetail/dataCode/SURF\_CLI\_CHN\_MUL\_MON.html)。 选取因子包括平均气温、累积降水量\mm 和平均相对湿度\百分率。选取镇赉县 及其周边白城、泰来、前郭尔罗斯、乾安、通榆、长岭、扶余、肇州、安达、齐 齐哈尔、索伦和扎兰屯 12 个气象站点,利用 Arcgis10.5 中的普通克里金插值法 对相应气象数据进行插值处理,结果如图 2-5 所示。克里金插值法可以给出插值 点的插值精度。变异函数模型选择的原则是操作窗口中线与点实现最佳拟合。平 均气温和平均相对湿度这两个变量由各气候变量的月度值,计算得到生长季平均 值; 累积降水量是把生长季内各月(5~10 月)降水量累加求和,然后计算 2016~2019 年的多年平均值。

![](_page_21_Figure_1.jpeg)

图 2-5 镇赉县的平均气温、累积降水量与平均相对湿度

#### 2.2.5 DEM 数据

DEM 数据来自中国科学院东北地理与农业生态研究所东北亚地理科学数据 中心提供的空间分辨率为 30 m 吉林省的地表高程数据,该产品可在线获得,网 站地址为 <u>http://www.igadc.cn/nearests/uf63d</u>。坡度和坡向是由 DEM 数据集使用 ArcGIS 10.5 软件的栅格表面(Raster Surface)工具提取(图 2-6)。

![](_page_22_Figure_1.jpeg)

为了便于三种气候变量(平均气温、累积降水量\mm、平均相对湿度\百分率)、 高程、坡向和坡度数据参与到影响因素分析中,需要提前将连续变量数据进行重 分类为离散变量数据,使用 Arcgis10.5 的重分类工具进行处理。图 2-5 和图 2-6 中图例中括号内的数字则表示每个影响因素的类别等级,同时,以上气象数据均 被重采样到 20 m,与生态系统功能类型图空间分辨率一致。

# 第三章 基于哨兵 2 号影像的生态系统功能分类参数

# 特征分析

# 3.1 生态系统功能遥感表征指标的确定

基于卫星遥感数据对区域尺度的 EFTs 进行识别,首先要解决适当的生态系统功能遥感表征指标的选择问题。以往研究中主要以能够反映生态系统碳收益特征的遥感参数作为 EFTs 指标。本文以哨兵2号卫星影像为基础数据,综合考虑指标数据的实用性和可获得性,选取描述碳、水循环和地表能量平衡特征的四个综合指标进行生态系统功能类型的划分,即归一化差值植被指数(NDVI)、反照率(Albedo)、冠层光合有效辐射吸收率(FAPAR)和冠层含水量(CWC)。

碳收益被认为是生态系统功能的重要方面,主要是因为它们代表了更高营养级别的可用能量。NDVI 是最常用的植被指数,相关研究已经证实,鉴于其与绿色叶片密度和净初级生产力等高度相关,不仅可以作为景观水平地上生物量状况的替代变量<sup>[82]</sup>,也可以作为一个指标来描述碳收益<sup>[3,83,84]</sup>。

反照率(Albedo)是表示地表所有反射辐射能量与入射辐射能量之比<sup>[85]</sup>,决定着地球表面与大气之间辐射能量的分配过程<sup>[86]</sup>,反映了地球表面对太阳辐射的反射能力,进而影响着生态系统中如地表温度、蒸腾、能量平衡、光合作用及呼吸作用等一系列物理、生理和生物化学过程<sup>[87]</sup>,是地表辐射能量平衡以及地气相互作用中的重要因子之一<sup>[88]</sup>。已有研究表明基于遥感反演的反照率与生态系统的多功能性相关<sup>[89]</sup>,它决定了地球表面的能量收支,进而会改变水文过程并且调节循环模式,因此,Albedo可作为EFTs 划分的重要指标。

吸收太阳辐射、进行光合作用是植物生长积累有机质的关键生理过程<sup>[90]</sup>。植 被冠层光合有效辐射吸收率(FAPAR)通常定义为植被对波长在 400~700 nm 之 间太阳辐射能量的吸收比率<sup>[91]</sup>,是植被生长过程的重要生理参数,反映了大气与 陆地表面生物圈之间的能量和水交换过程<sup>[92]</sup>。FAPAR 是描述太阳光在冠层辐射 传输过程中植被吸收比例的参量,与光合作用直接相关,表达了植被冠层的能量 吸收能力<sup>[93]</sup>。联合国全球气候观测系统将 FAPAR 认定为反映全球气候变化的关 键参量之一<sup>[94]</sup>,也是全球变化研究中多种过程模型的重要输入参数。

水分含量占植物质量的 60%~80%。植被含水量是陆地植被重要的生物物理 特征,是植物新陈代谢强度(例如光合作用,呼吸作用和蒸腾作用)的敏感指标 <sup>[95]</sup>,而这些生物地球化学过程通常受水分胁迫的限制。冠层含水量(CWC)定义 为每单位地面面积的水分含量,反映了生态系统水通量这一功能特征。 综上所述,本文选择以基于哨兵2号多时相遥感影像获得的NDVI、Albedo、 FAPAR和CWC作为生态系统功能遥感表征指标。

#### 3.1.1 NDVI 的计算

归一化差值植被指数 NDVI 是识别区域 EFTs 经常被选择的指标之一<sup>[14,39]</sup>, 通过以下公式计算,

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} \cdot \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$$
(3-1)

其中, $\rho_{NIR}$ 为近红外波段反射率,对应于哨兵2号数据的 band 8A (848~881 nm); $\rho_R$ 代表红外波段反射率,即 band 4 (646~684 nm)。

#### 3.1.2 Albedo 的反演

基于哨兵 2 号影像的地表反射率数据反演得到 Albedo,可以有效应用到实际中<sup>[96]</sup>,其计算公式如下:

$$Albedo = 0.356b_2 + 0.130b_4 + 0.373b_8 + 0.085b_{11} + 0.072b_{12} - 0.0018 \qquad (3-2)$$

其中,  $b_2$ 为蓝光波段反射率, 对应于哨兵 2 号数据的 band 2 (433~453 nm);  $b_4$ 为红光波段即 band 4 (646~684 nm)反射率;  $b_8$ 为近红外波段(band 8A, 848~881 nm)反射率;  $b_{11}$ 和 $b_{12}$ 都是短波红外波段反射率, 对应哨兵 2 号影像的 band 11 (1565~1655 nm)和 band 12 (2100~2280 nm)。

#### 3.1.3 FAPAR 和 CWC 的获取

以镇赉县哨兵 2 号 L2A 级数据作为输入数据,利用 SNAP6.0 软件中的生物 物理模块(biophysical processor)获取得到 FAPAR 和 CWC 这 2 种因子数据。 SNAP6.0 软件中的生物物理模块(Biophysical Processor)可以实现从哨兵 2 号 L2A 级数据估算叶面积指数等生物物理参数<sup>[97]</sup>。该模块利用 PROSPECT+SAIL 辐射传输模型进行反演计算,将处理后的区域植被特征与哨兵 2 号数据的冠层表 观反射率相关联,并建立一个综合的数据库,然后通过训练定标好的神经网络从 遥感图像中得出植被冠层的生物物理特性。神经网络模型中每个神经网络元的组 成涉及到 11 个输入参数,包括 band3~7、band8a、band 11~12 反射率、天顶角余 弦值,太阳高度角余弦值,相对方位角余弦值等,以及 L2A 级地表反射率数据 中具有正切 S 型曲线(Sigmoid)传递函数的 5 个神经元辅助参数<sup>[98]</sup>。模型自验 证功能可以保证最优的遥感反演模拟精度。

## 3.2 生态系统功能分类参数的计算

在得到 2016~2019 年生长季(5~10 月) NDVI、Albedo、FAPAR 和 CWC 四 个生态系统功能指标影像数据基础上,本文计算了各指标的生长季平均值 (mean)、最大值(max)和相对变幅(range),共得到 12 个变量,作为镇赉 县生态系统功能类型的分类参数。其中,平均值描述了生态系统功能的平均状况, 最大值可以反映植被的物候特征,指示该时段内生态系统最活跃的时间,相对变 幅与每个指标的季节变化有关。这些参数可以捕获生态系统功能的重要特征<sup>[99]</sup>。 计算公式如下:

$$y_{meani} = \frac{\sum_{j=5}^{10} x_{ij}}{6}$$
(3-3)

$$y_{maxi} = max(x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}, x_{i8}, x_{i9}, x_{i10})$$
(3-4)

$$y_{rangei} = y_{maxi} - min(x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}, x_{i8}, x_{i9}, x_{i10})$$
(3-5)

其中,  $y_{meani}$ 是像元 i 某一功能指标的生长季平均值,  $i \in [1, n]$ ,  $j \in [1, 6]$ 表示 生长季的月份。 $y_{maxi}$ 表示像元 i 某功能指标的生长季最大值。 $y_{rangei}$ 是像元 i 在整 个生长季节内的幅度变化范围值(最大值与最小值的差值)。最终生成 12 幅镇 赉县生态系统功能分类参数影像,并将其转换为与土地覆被类型图相同的坐标投 影系统(WGS-84, UTM, Zone 51N)。以 12 幅图像作为输入数据,在后续研究 中使用减法模糊聚类(SUBFCM)算法对镇赉县的生态系统功能进行分类。

## 3.3 镇赉县生态系统功能分类参数的空间分布特征

#### 3.3.1 NDVI 各变量特征

镇赉县在 2016~2019 年生长季内 NDVI 指标的三个分类参数的空间分布如 图 3-1 所示。其中,NDVI 平均值在 0~0.892 之间变化,区域平均值约为 0.5。东 北部农田、中部地区零散农田和灌木 NDVI-mean 值较高。不透水地表和裸地的 NDVI-mean 值较低(约为 0.1),表明植被覆盖率低。区域 NDVI-max 值的范围 为 0.2~0.999,平均值为 0.75。NDVI-max 通常约为 0.888,表明镇赉县生长季内 植被覆盖较高。NDVI-max 与 NDVI-mean 的空间分布相似。NDVI-range 值在 0.006~1.909 之间,并且变化很大,尤其是在镇赉县东南部河流附近的农田和草 地区。大多数地区的 NDVI-range 值都高于 0.3,而 NDVI-range (<0.157)最低值 分布在中南部不透水地表、裸土以及东南部的沿河草地区。总体而言,植被 NDVI 季节性变化相对较大。NDVI 值的空间分布与研究区植被类型的分布相对应。

![](_page_26_Figure_1.jpeg)

(a) NDVI-mean, (b) NDVI-max 和 (c) NDVI-range

## 3.3.2 Albedo 各变量特征

Albedo 是制约地表辐射能收支的关键因子,它的 3 个变量反映了研究区内的辐射平衡情况。可以看出,Albedo-mean 空间变化十分显著,范围在 0.015~0.707 之间,均值为 0.17(图 3-2a)。Albedo-mean 的较大值出现在研究区内不透水地表、裸地和散布的农田草地处;较小值出现在湖泊、河流等水体附近区域,其次是水田分布区。Albedo-max 的取值范围是 0.023~0.826,均值为 0.21(图 3-2b)。 Albedo-max 的空间分布状况与 Albedo-mean 相对一致。Albedo-range 的变化范围是 0.002~0.937,均值 0.08(图 3-2c)。Albedo 变化较小的区域多在农田草地区域,不透水地表区域的地表反照率变化较大,西南部的分散农田 Albedo 季节

#### 变化较大。

![](_page_27_Figure_2.jpeg)

图 3-2 Albedo 的空间分布格局 (a) Albedo-mean, (b) Albedo-max 和(c) Albedo-range

## 3.3.3 FAPAR 各变量特征

作为研究陆地植物生态系统碳循环的关键参数之一<sup>[100]</sup>, FAPAR 的变化主要反映了光合作用和碳收益的变化情况(图 3-3)。镇赉县域内的 FAPAR-mean 在 0~0.797 之间变化,平均值为 0.36。FAPAR-mean 的空间分布与 NDVI-mean 相似。东部地区耕地的 FAPAR-mean 大于 0.482,说明植被冠层的能量吸收能力较高,在零散的裸地和不透水地表中,FAPAR-mean 值相对较低(接近于 0)。总体而言,东部地区的 FAPAR-mean 值较高。FAPAR-max 值范围为 0~0.949,区域平均值为 0.73。在镇赉县西南、南部、东北和北部地区的农田和草地集中地区,

FAPAR-max 值均高于 0.6。区域 FAPAR-range 的变化范围是 0~1.899, 平均值为 0.7, 植被光合作用水平发生了显著季节性变化。FAPAR-range 的空间分布与 FAPAR-max 的空间分布相对一致。FAPAR 表现出明显季节性变化的区域包括南 部和西部的耕地, FAPAR-range 值大于 1; 相反,不透水地表和裸地的 FAPAR-range 值接近于 0。

![](_page_28_Figure_2.jpeg)

![](_page_28_Figure_3.jpeg)

# 3.3.4 CWC 各变量特征

CWC 指标的三个变量可用于描述生态系统中的水通量状况。图 3-4 表示镇 赉县 CWC 变量的空间分布。其中, CWC-mean 在 0 到 0.240 g/m<sup>2</sup>之间变化。 镇 赉县 CWC-mean 值普遍较低, 表明在 2016~2019 年生长季内植被冠层水分含量

不足。有研究表明,2018 年春季和夏季,中国东北地区发生了气象干旱<sup>[101,102]</sup>,这可能间接导致 CWC 较低。东部河流附近的农田和草地中 CWC-mean 值最高,其次是中部地区的稻田,平均值为 0.04。CWC-max 值是范围为 0~0.441 g/m<sup>2</sup>。 CWC-max 的空间分布与 CWC-mean 一致。在植被茂密和水分含量高的地区(如水田),CWC-max 值为 0.1 g/m<sup>2</sup>。区域 CWC-range 值在 0~0.444 g/m<sup>2</sup>之间,平均值为 0.04 g/m<sup>2</sup>。在沿河附近农田集中的地区,CWC-range 值通常较高,达到 0.15 g/m<sup>2</sup>。显然,不透水地表和裸地中 CWC-range 值最低(约为 0)。2016~2019 年间,镇赉县植被区的 CWC 总体较低,生长季内生态系统水通量状况变化不大。

![](_page_29_Figure_2.jpeg)

# 第四章 基于减法模糊聚类算法的镇赉县生态系统功能类型

识别

## 4.1 减法模糊聚类算法原理

#### 4.1.1 减法聚类

减法聚类算法假定输入数据集中的每个数据点 u<sub>i</sub> (i = 1, 2, 3 ..., m)是一个潜在的聚类中心。根据周围数据点的密度,每个数据点的电势值(pot<sub>i</sub>)计算如下<sup>[56]</sup>:

$$pot_{i} = \sum_{i=1}^{n} e^{-\alpha ||u_{i} - u_{j}||^{2}}$$
(4-1)

其中 $\alpha = \frac{4}{r_a^2}$ ,并且 $r_a$ 是一个大小在0到1的矢量,用于定义聚类半径,超过聚 类半径的数据点对电势值影响会很小。 $r_a$ 指定了聚类中心在每个数据维度中的影 响范围。较短的聚类半径,一个即较小的 $r_a$ 值通常会导致出现较多的聚类中心, 相反,较大的 $r_a$ 值可能导致出现较少的聚类中心。 $r_a$ 的最佳取值通常在 0.2~0.5 之间。在计算完所有数据点的电势值之后,选择电势值最高的数据点作为第一个 聚类中心。|| ||表示欧几里得距离,它定义了两个点 $u_i$ 和 $u_j$ 之间的距离。例如, 点 $u_m$ ( $a_1, a_2, a_3..., a_D$ )和 $u_n$ ( $b_1, b_2, b_3..., b_D$ )由公式(4-2)计算得到:

变量 D 是输入数据集(即生态系统功能分类变量数据集)的维度。对于每个 给定的数据点,其电势值代表其与其他点的距离的函数。具有许多相邻点的数据 点具有较大的电势值。选择具有最高电势值 potk 的数据点 uk 作为第一聚类中心 C1,其中 k 表示数据集中具有最大电势值的点的位置。如果当前数据点与原始第 一聚类中心的电势值比率大于接受率(AR),则选择当前数据点作为候选聚类中 心;否则,拒绝当前数据点作为候选聚类中心。如果所述电势值比小于拒绝率 (RR),则将当前数据点的电势值校正为零,并测试电势值次高的数据点。如果 比率在 AR 和 RR 之间,则考虑密度度量的大小以及从该点到所有先前选择的聚 类中心的距离(相对距离)的补偿;如果电势值的总和与当前数据点和所有其他 先前找到的聚类中心之间的最短距离与影响范围之比大于或等于 1,则将当前数 据点视为聚类中心。用公式(4-3)修改剩余数据点的电势值:

$$\text{pot}_{i} = \text{pot}_{i} - \text{pot}_{k} e^{-\beta ||u_{i} - u_{k}||^{2}}$$
(4-3)

其中 $\beta = \frac{4}{r_b^2}$ ,  $r_b$ 是一个大于  $r_a$ 的常数。在确定第一个聚类中心后,  $r_b$ 的值用 来确定数据点成为后续聚类中心的潜力。设置  $r_b > r_a$ ,是为了减少靠近第一个聚 类中心的数据点的潜力,从而避免产生间隔较近的聚类中心<sup>[103]</sup>。

关于减法聚类算法中涉及的四个变量, *r<sub>a</sub>* 与 *r<sub>b</sub>* 的比率称为壁球因子(*SF*), 该因子为大于 1 的常数。接受率(*AR*)和拒绝率(*RR*)分别为接受阈值上限和 拒绝阈值下限,二者均取 0 到 1 之间的值。通常,接受率应大于拒绝率。*AR*、 *RR*、*r<sub>a</sub>*和 *SF* 这四个参数共同确定了选择聚类中心的标准。

#### 4.1.2 模糊 C 均值 (FCM) 算法

FCM 算法通过优化目标函数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,从而决定样本点的类属,以达到自动对样本数据进行分类的目的。其中,目标函数(*J*<sub>o</sub>) 定义为:

$$J_{0} = \sum_{c=1}^{C} \sum_{i=1}^{m} v_{ci}^{\theta} d_{ci}^{2}$$
(4-3)

其中,平方距离的函数为:

$$d_{ci}^2 = ||u_i - C_c||^2$$
(4-4)

其中vc表示第 i 个数据点到第 c 个群集中心的隶属度。隶属度取决于以下条件:

$$v_{ci} \in [0,1], \quad c=1,2,3,\dots,C \qquad i=1,2,3,\dots,m$$
 (4-5)

另外,

$$\sum_{c=1}^{C} v_{ci} = 1 \qquad i=1, 2, 3, \dots, m \qquad (4-6)$$

其中 θ 是权重指数或为模糊度量。如果 θ= 1,则将聚类模型简化为硬 k 均值模型。 θ 越大,隶属度越模糊。θ 通常设置为 2<sup>[104]</sup>。通过迭代目标函数(式(4-3) 所示)进行数据流的划分,用公式(4-7)和(4-8)分别更新聚类中心和隶属度函数

$$c_{j} = \frac{\sum_{i=1}^{m} (v_{ij})^{\theta} u_{i}}{\sum_{i=1}^{m} (v_{ij})^{\theta}}$$
(4-7)

$$\nu_{ci} = \left[\sum_{l=1}^{c} \left(\frac{\|u_i - c_j\|}{\|u_i - c_l\|}\right)^{2/(\theta - 1)}\right]^{-1}$$
(4-8)

直到满足(4-9),则停止迭代

$$\max = \left\{ |v_{ci}^{(l+1)} - v_{ci}^{(i)}| \right\} < \epsilon$$
(4-9)

其中,  $\epsilon$  是终止阈值,  $0 < \epsilon < 1$ , 1 是迭代次数。

#### 4.1.3 利用减法模糊聚类算法的生态系统功能类型识别

FCM 算法需要有关数据集中聚类数目的先验信息,而在某些实际应用中并 非总是如此。例如,在执行分析之前,数据集中的分类数目是未知的。若基于 减法聚类算法先获得输入数据集合理的分类数量和聚类中心,再将它们(即分 类数量和聚类中心)用作 FCM 算法的初始化数据。减法聚类和模糊 C 均值相结 合的算法即减法模糊聚类方法可以解决 FCM 初始化的问题,避免陷入局部最 优解的情况,并使聚类速度和效果得到提高。

在本研究中,首先使用减法聚类法从输入的生态系统功能分类参数数据集中确定聚类中心和聚类数量,输入数据共12个参数,即NDVI、Albedo、 FAPAR和CWC变量影像。其次,使用第一步中确定的聚类中心作为模糊聚 类,即FCM聚类的初始聚类中心,将生态系统功能参数数据集划分为几个模糊 聚类<sup>[105]</sup>。最后,使用这种自适应模糊聚类算法生成镇赉县生态系统功能类型结 果。SUBFCM算法的流程图如图 4-1 所示。

25

![](_page_33_Figure_1.jpeg)

图 4-1 减法模糊聚类算法的流程

SUBFCM 算法以模糊半径  $r_a$  和模糊度量  $\theta$  为输入,自适应地揭示输入生态 系统功能指标数据集的空间分布格局。聚类半径  $r_a$  确定分类的数量。 $r_a$  值越小, 得到的分类数量越多,计算成本也越大,反之亦然。在本研究中,通过调试来选 择适当的  $r_a$  值(如表 4-1 所示)。经过多次实验, $r_a$ 最终设置为 0.8。其他三个 参数则是根据 MATLAB 软件中减法聚类算法的默认值设置的。在聚类之前,本 文将加权索引 m 设置为 2,将最大迭代次数  $t_{max}$  设置为 100。在更新过程之后, 选择密度指标最大的数据点作为下一个聚类中心( $C_2$ )。重复执行此过程,直到 达到给定的密度指标阈值( $\epsilon$ )为止。

表 4-1 测试 ra 的买验数?	表 4-1	1 测试	ra的实验数打
-------------------	-------	------	---------

r <sub>a</sub> 值	分类数目
0.2	117
0.4	35
0.5	20
0.8	9

# 4.2 镇赉县生态系统功能类型的特征

图 4-2 为镇赉县生态系统功能类型(EFTs)空间分布,包括每个 EFTs 的面积百分比,其中水体范围不包括在内(白色区域)。可以看出,研究区将近一半

的面积主要被划分为三个 EFTs, 分别是 EFT1(占土地总面积的 14.14%), EFT2 (13.34%)和 EFT3(13.59%)。

![](_page_34_Figure_2.jpeg)

图 4-2 镇赉县生态系统功能类型

首先分析镇赉县不同 EFTs 的各生态系统功能分类参数的变化(图 4-3)。如 图 4-3(a)显示,不同 EFTs 之间 NDVI-max 和 NDVI-mean 的变化趋势相似,并 且这些参数的范围很大。在植被覆盖度较高的 EFT1, EFT2 和 EFT3 中,NDVImean 较高。EFT9 的 NDVI-mean 值最小(<0.2); EFT3 的 NDVI-max 值最大 (0.89),其次是 EFT2,EFT1 和 EFT8,其 NDVI-max 值分别是 0.84、0.82、 0.78,均大于 0.75。NDVI-max 的最小值也出现在 EFT9 中,值为 0.28。EFT3 的 NDVI-range 最高(0.7),EFT9 的值最小(0.15)。总体而言,镇赉县的大多数 生态系统功能类型具有较高植被覆盖度和生产力。对于大多数 EFTs 而言,NDVIrange 大于 NDVI-mean,表明高覆盖度地区会出现更加明显的植被覆盖季节性变 化。

各个生态系统功能类型的 Albedo-mean、Albedo-max 和 Albedo-range 值差异 较小且具有一致的变化趋势(图 4-3 (b))。其中, EFT9 的 3 个变量均为最高, 分别为 0.23、0.28、0.1; EFT3 的 Albedo-mean 值最小(0.148), EFT6 的 Albedomax 和 Albedo-range 值最小,分别为 0.17、0.05。另外,各个 EFTs 的 Albedorange 相差不大,均在 0.05 左右浮动,这说明镇赉县各个生态功能类型区的反照 率季节变化差异不大。

如图 4-3 (c) 所示,各 EFTs 的 FAPAR-max 和 FAPAR-mean 的变化趋势相 对一致。可以看出,FAPAR 和 NDVI 的各指标显示的强度和变化趋势很接近,可能与在半干旱气候条件下,植被的 FAPAR 与 NDVI 之间存在很强的线性关系 有关<sup>[106]</sup>。在 EFT3,EFT2 和 EFT6 中 FAPAR-mean 值较高,表明植被冠层具有 良好的能量吸收能力,光合作用水平较好。在 EFT3 中观察到的最大 FAPAR-mean 值和 FAPAR-max 分别为 0.48 和 0.8。EFT2 的 FAPAR-range 最高(0.73),表明 光合作用能力存在明显的季节性变化。在 EFT9 中发现最低的 FAPAR-max 和 FAPAR-range 值,分别为 0.19 和 0.18。总体来说,镇赉县的大多数 EFTs 表现出 了良好的光合能力。

在镇赉县, CWC-mean 值很低, 平均值为 0.02 g/m<sup>2</sup>(图 4-3 (d))。在 EFT3 中, CWC-mean (0.059 g/m<sup>2</sup>)、CWC-max (0.11 g/m<sup>2</sup>)和 CWC-range (0.1 g/m<sup>2</sup>) 值均最高。EFT1, EFT2 和 EFT3 中的 CWC-max 值均大于 0.05 g/m<sup>2</sup>。EFT3 的 CWC-range 值最大 (0.1 g/m<sup>2</sup>),表明其植被冠层的水分状况有明显的季节性变 化。

![](_page_35_Figure_4.jpeg)

图 4-3 不同生态系统功能类型(EFTs)的各功能参数变化:

(a) NDVI-mean, NDVI-max 和 NDVI-range;
 (b) Albedo-mean, Albedo-max 和 Albedo-range;
 (c) FAPAR-mean, FAPAR-max 和 FAPAR-range;
 (d) CWC-mean, CWC-max 和 CWC-range。

其次,从镇赉县的 EFTs 空间分布图(图 4-2)中可以看出 EFT1 的面积比例 很高,几乎覆盖了镇赉县的所有农田,主要集中在西部。EFT1 的 NDVI, FAPAR 和 CWC 变量的值都较高,Albedo-mean 值较小,约为 0.16,表明 EFT1 可能对 应于植被覆盖高,光合能力强,获得能量多且冠层水含水量较多的农田地区,且 大部分农田的生长状态良好。

EFT2的 Albedo-mean 和 Albedo-max 参数特征与 EFT1 相似,但 Albedo-range 略低于 EFT1,可能与研究区自然地理分布特征相关<sup>[107]</sup>,镇赉县中部多为水田, 西部主要是旱田。FAPAR-range 在所有 EFTs 为最大,可以看出其植被能量吸收 能力和光合作用水平具有较大的年际变化幅度。NDVI、FAPAR 和 CWC 三个指标的变量均略高于 EFT1,与散布的农田分布相一致,主要集中在西部。EFT2 可能对应于覆盖度、光合能力、获得能量和含水量状况均强于 EFT1 但弱于 EFT3 的农田。

EFT3 的面积略大于 EFT2,并且在空间上与 EFT6 相邻。主要集中在镇赉县的西南部和东部地区。EFT3 的 NDVI-mean、FAPAR-mean 和 CWC-mean 在各生态功能类型中最高,主要分布在地势低洼的沿江冲积平原。NDVI-max 和 FAPAR-max 的值也较高,Albedo-mean 在各 EFTs 中最低,说明地表能量支出少,EFT3可能对应为镇赉县内长势最好的农田。

在空间上,EFT4 主要分布在镇赉县的西部和东南部,与草地、森林-草地混 合区覆盖范围相似。NDVI-mean 和 FAPAR-mean 处于中等水平,Albedo-mean 约 为 0.15,反照率略高于 EFT6,表明太阳辐射的吸收能力要强于 EFT6。CWC-mean 约为 0.043,冠层含水量较少但略高于 EFT6,因此推论 EFT4 代表中等覆盖度、 光合能力和能量获取能力,但冠层含水量较少的草地、森林-草地混合区。

EFT5 主要覆盖在具有较低 NDVI 和 FAPAR 值的草地区,主要分布在中西部地区。EFT5 的 CWC 值仅略大于 EFT7 和 EFT9,其覆盖度、光合辐射吸收能力和冠层含水量均小于 EFT4。Albedo-mean 较高,仅次于 EFT9,说明地表太阳辐射的反射能力很强。EFT5 可能对应于长势不好的草地。

EFT6 主要分布在镇赉县的中东部地区,较为分散,仅在中部沙丘覆盖区显示出一定程度的聚集。在空间上,EFT6 的分布与靠近森林的农田分布一致。 EFT6 的 FAPAR-mean, CWC-mean 和 NDVI-mean 处于中等水平,NDVI-max 和 FAPAR-max 高于 EFT7 但略低于 EFT8,但 Albedo-mean 值略低于 EFT8,表明 其对太阳辐射的反射能力较弱。其 NDVI-range 小于 NDVI-mean,说明其具有覆 盖度年际变化幅度很小,生产力很稳定的生态功能特征。EFT6 可能对应于中等 植被覆盖度的农田,该 EFT 的覆盖度和光合辐射吸收能力高于 EFT7,但低于 EFT8,对太阳辐射的反射能力较弱,平均冠层含水量较好且年际变化幅度不大。 EFT7 的分布在空间上是离散且广泛的,类似于草地和农田所覆盖的区域。 其中 EFT7 的 NDVI-mean, FAPAR-mean 大于 EFT5, CWC-mean 与 EFT5 特征 相似但 CWC-max 略低于 EFT5。因此,EFT7 可能对应于植被覆盖度和光合辐射 吸收能力一般,冠层含水量较少的农田和草地地区,Albedo-mean 值略低于 EFT5, 其对太阳辐射的反射能力较强。此功能特征地区可能处于一定的干旱胁迫下。

EFT8 主要在具有中等 NDVI 和 FAPAR 值的农田和农田-森林混合区分布。 EFT8 的覆盖度、光合辐射吸收能力均低于 EFT1,但能量获取能力与其相近。 CWC 值仅小于 EFT1、EFT2 和 EFT3。因此,EFT8 可能对应于长势良好的农田 和农田-森林混合区。

EFT9 主要被裸土和不透水地表所覆盖。在该 EFT 中,NDVI 和 FAPAR 均 最低,CWC-range 略高于 EFT7,Albedo-mean、Albedo-max 和 Albedo-range 均 高于其他 EFTs。EFT9 表现出植被覆盖度低、光合作用水平弱、水分条件不足、 反照率高的功能特征。它可能与许多结构类型有关,包括湿地,灌木地,裸地和 不透水地表。总体而言,镇赉县大多数 EFTs 的冠层含水量相对较低,这与该地 属于半干旱地区有关。表 4-2 总结了划分得到的镇赉县 9 种生态系统功能类型的 主要特点。

EFT <sub>S</sub>	特征描述
EFT1	高覆盖、光合辐射吸收能力、中含水量、低反照率
EFT2	高覆盖、光合辐射吸收能力,中含水量、低反照率;各项特征强于 EFT1
	但弱于 EFT3
EFT3	高覆盖、光合辐射吸收能力、含水量、低反照率;长势最好,具有高生产
	力
EFT4	中覆盖、光合辐射吸收能力、低反照率,含水量
EFT5	低覆盖、含水量、中光合辐射吸收能力、反照率;长势不好,具有较低生
	产力
EFT6	中覆盖、光合辐射吸收能力、含水量、低反照率; 各项特征强于高于
	EFT7,但低于 EFT8
EFT7	中覆盖、光合辐射吸收能力、低反照率、低含水量;处于一定的干旱胁迫
	下
EFT8	中覆盖、光合辐射吸收能力、含水量、低反照率; 长势良好
EFT9	低覆盖、光合辐射吸收能力、含水量、高反照率

表 4-2 镇赉县的 9 个 EFTs 及其特征

## 4.3 镇赉县生态系统功能类型与结构类型之间的一致性分析

#### 4.3.1 对应(CA)分析和 Minnick 系数方法简述

本文利用 CA 和 Minnick 系数<sup>[108]</sup>的分析方法来探讨镇赉县 EFTs 与土地覆被 类型之间的对应关系。CA 是一种数据可视化方法,适用于二维列联表数据。其 结果可以阐明变量之间的相关性以及同一变量的类之间的差异或相似性 <sup>[14,46,109,110]</sup>。本研究中,在实施 CA 分析之前,利用 ArcGIS10.5 把 EFTs 图像按 照土地覆盖类型图的投影系统(WGS\_1984\_UTM-51N)进行转换,并使两个数 据的空间分辨率(10m×10m)一致,得到两景栅格图像。然后,使用 MATLAB R2014a 软件(MathWorks, Natick, Massachusetts)计算与每个 EFTs 对应的不同 土地覆盖类型的像元数,并生成一个数据矩阵,用作 *R*(版本 3.5.3)软件中 CA 分析的输入数据集,得到对应分析结果。具体步骤如图 4-4 所示。

![](_page_38_Figure_4.jpeg)

图 4-4 CA 分析流程

根据 Minnick 系数(*Cm* 值)方法可以得到两个类别之间重叠区域的比例, 用来反映各个类别之间的关联性<sup>[2]</sup>。计算公式如下:

$$Cm = \frac{A \cap B}{A \cup B - (A \cap B)}$$
(4-10)

其中,  $A 和 B 分别是 EFTs 图和土地覆盖类型图。<math>A \cap B 和 A \cup B 分别表示 A$ 和 B 的交集(intersection)和并集(union)。Cm 值的范围在 0 在 1 之间,大于 0.05 的值表示变量之间具有中度到高度的空间关联<sup>[50]</sup>。

#### 4.3.2 EFTs 与土地覆被类型的一致性分析

图 4-5 描述了镇赉县的生态系统功能类型(EFTs)和土地覆被分类的对应分析图。EFTs和结构类型的综合分类在两个维度上解释了相关频率数据总量的99.5%(水平维度和垂直维度,即第1维和第2维,分别为84.4%和15.1%)。彼此之间越近,则说明其出现频率越相近。CA 图中各点的接近程度指示 EFTs 与土地覆盖数据之间的关系,彼此相似的项目在图中趋于彼此靠近。

在 EFTs 间观察到了几个清晰的关联,如农田和草地。EFT7 与草地密切相关,而 EFT1 与农田密切相关。生态系统的结构决定着功能体现,在二维图中, EFT9 靠近不透水地表,具有植被覆盖率低和地表反照率高的特点。农田与大多数 EFTs 相关,尤其是 EFT1, EFT2 和 EFT8,表明该土地覆盖类型具有高度的功能异质性<sup>[45]</sup>,可能显示出对环境条件,气候变异性和植物群落的各种物候响应<sup>[2]</sup>。

![](_page_39_Figure_2.jpeg)

图 4-5 EFTs 与土地覆盖类型之间的对应分析

Minnick 系数的结果支持 CA 结果,并突出显示了几个新的关联,如表 4-3 所示。从高 Cm 值(>0.50)推断出农田与六个 EFTs(EFT4, EFT5 和 EFT9 除外)之间的关系。EFT4、EFT5 和 EFT7 与草地之间的关系相对较强。在所有 EFTs 中, EFT9 与灌丛、湿地、不透水地表和裸地的关系最大,农田、草地也强相关可能是与研究区内农田和草地占地面积较大有关。土地覆盖类型和 EFTs 之间几乎没有重叠区域(0.02 < Cm < 0.05),表明弱相关关系。湿地与各个 EFTs 之间均呈现弱关联,只有 EFT9 相对较高为 0.04,这可能与研究区内湿地面积较小有关。单一的土地覆盖类型可能会表现出多种功能响应,例如耕地与每个 EFTs 均有关联。另一方面,一个 EFT(例如 EFT9)与不同的土地覆被类型均相关联。

	EFT1	EFT2	EFT3	EFT4	EFT5	EFT6	EFT7	EFT8	EFT9
农田	0.81	0.80	0.81	0.28	0.43	0.61	0.79	0.83	0.20
森林	0.01	0.02	0.03	0.01	0.02	0.07	0.01	0.01	0.03
草地	0.16	0.06	0.03	0.54	0.55	0.29	0.62	0.33	0.32
灌丛	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
湿地	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.04
不透水地表	0.02	0.01	0.01	0.11	0.27	0.07	0.17	0.04	0.27
裸地	0.01	0.01	0.02	0.06	0.26	0.02	0.11	0.03	0.36

表 4-3 Minnick 系数(Cm 值)

# 第五章 镇赉县生态系统功能类型格局及影响因素分析

## 5.1 镇赉县 EFTs 的空间格局特征分析

#### 5.1.1 基于景观指数的 EFTs 格局特征

在景观格局分析中,通常采用各种定量化的指数来进行描述和评价景观格局 [<sup>111]</sup>。景观格局指数是能够高度浓缩景观格局信息,反映其结构组成和空间配置 某些方面特征的简单定量指标<sup>[112]</sup>。本文选取总面积(CA)、斑块数(NP)、斑 块密度(PD)、边缘密度(ED)、聚集度(AI)指数,定量分析镇赉县 EFTs 格 局特征。各指数的景观生态学意义和计算公式参见文献<sup>[113]</sup>。使用 Fragstats4.2 软 件计算,各景观指数结果具体如表 5-1 所示。

EFTs 类型	CA(ha)	NP (个)	PD	ED	AI
EFT1	68817.6	164399	33.72	118.20	57.89
EFT2	65041.84	112131	23.00	71.09	73.26
EFT3	66243.76	25406	5.21	39.41	85.37
EFT4	54396.8	162170	33.26	100.22	54.08
EFT5	44603.64	99832	20.47	80.08	54.37
EFT6	43357.16	62681	12.86	51.51	69.96
EFT7	49439.6	156337	32.06	94.97	52.30
EFT8	63690.12	181811	37.29	117.74	54.22
EFT9	32002.56	48525	9.95	36.42	68.63

表 5-1 镇赉县各 EFTs 的景观格局指数

景观斑块类型的总面积(CA)和斑块个数(NP)在景观空间格局的分析中最为简单、常用,也是最重要的指数之一<sup>[114]</sup>。从表 5-1 中可以看出,镇赉县生态系统功能景观斑块面积最大的是 EFT1,这说明生长状态良好的农田分布广泛。除此之外,EFT2、EFT3和 EFT8也占有较大面积比例,仅次于 EFT1,这与农田为镇赉县主要土地覆盖类型有关。该县 EFT4面积适中,EFT5、EFT6和 EFT7面积比例不大。但是 EFT9比例较小,说明镇赉县有很少部分的生态系统呈现出植被覆盖度低、光合作用水平弱、水分条件不足和反照率高的功能特征。EFT9面积远远小于其他 EFTs 面积,也同时反映出湿地、灌丛、裸地和不透水地表远少于农田。湿地和未利用土地面积远远小于农田,这会减少镇赉县未来发展的诸多可能性。

景观斑块密度(PD)常常用来描述整个景观的异质性<sup>[115]</sup>。它表示整个研究

区域斑块总数与总面积之比,或者各类景观斑块个数与该类景观斑块面积之比,反映了生态系统功能类型斑块空间分布的均匀程度。PD 值的大小与景观破碎度呈正相关性,值越大,破碎化程度越大。从表 5-1 中可以清楚地看到,EFT8 景观斑块密度最大,PD 值为 37.2874,说明长势良好的农田和农田-森林混合区是与人类关系最为密切的 EFTs,它对于研究区生态系统功能景观的发展影响最为显著,景观的破碎化程度也较高。EFT1、EFT2、EFT4、EFT5、EFT7 的斑块密度分别为 33.7164、22.9968、33.2593、20.4744 和 32.063。EFT3、EFT6 和 EFT9的 PD 值较小,说明这三个生态系统功能类型的破碎程度较小,可见人们对具有这三种生态系统功能特征的土地干扰较少。总之,各个 EFTs 的 PD 值都较高,可能与 EFTs 图的空间分辨率较高,像元数较多有关。

景观边缘密度(ED)是指景观总体单位面积异质景观要素斑块间的边缘长度<sup>[116]</sup>,也是对景观破碎化程度的衡量指标之一<sup>[117]</sup>。从表 5-1 中可以看出,在镇 赉县的所有生态系统功能类型中,EFT1、EFT8、EFT4 和 EFT7 的景观边缘密度 较大,ED 值分别为 118.2042、117.7412、100.2244 和 94.9726,说明这些功能类 型景观被边缘割据的程度较大,其中 EFT1 景观被边缘割据的程度最高,反映出 其分布不均衡的特点。其余景观类型景观边缘密度值适中,被边缘分割不明显。

景观的聚集度(AI)是体现景观组分聚集程度的一个格局指标<sup>[118]</sup>,在一定 程度上反映了人类活动的强烈程度<sup>[119]</sup>。由表 5-1,各生态系统功能类型的聚集度 (AI)指数都较高,以EFT3、EFT2为首,其他景观类型次之,可见镇赉县是以 长势较好的农业景观为主。EFT5和 EFT7分布则较为零散,体现了较低的聚集 度。

#### 5.1.2 EFTs 的丰富度和稀有度

区域生态系统功能类型丰富度和稀有度被用作生态系统功能多样性的指标<sup>[39]</sup>,并可以用来对保护区进行优先排序<sup>[120]</sup>。丰富度和稀有度都是易于解释,客观且通常用于生态保护的指标。丰富度主要是测量研究区内不同 EFTs 的实际情况。通过计算落入 3×3 像元滑动窗口内的不同 EFTs 的数量来计算 EFTs 丰富度,可作为衡量区域生态系统功能空间异质性的指标。选择此窗口大小是因为它包括9 个像元,这是本文分类结果中潜在的最大 EFTs 数目,如使用较小的窗口大小会导致许多窗口达到最大类数目,而较大的窗口会产生过于粗糙的输出结果<sup>[121]</sup>。稀有度也是保护的中心焦点<sup>[122]</sup>。根据其定义,稀有度是指在一个区域内实体出现的频率<sup>[123]</sup>。每个 EFTs 的稀有度被用作功能类型独特特征(即奇异性)的指标,这些特征可能表现出独特的生物多样性特征并具有保护意义<sup>[124]</sup>。EFTs 稀有度的计算方式如下:

Rarity of  $EFT_i = (Area\_EFT_{max} - Area\_EFT_i) / Area\_EFT_{max}$  (5-1)

其中Area\_EFT<sub>max</sub>是整个研究区域中最丰富的 EFTs 所占的面积,而 Area\_EFT<sub>i</sub>是第 *i* 种 EFTs 的面积,其中 *i* 的范围为1至9。本文基于像元尺度, 计算得到了 EFTs 的丰富度和稀有度,反映镇赉县 EFTs 的多样性(图 5-1 和图 5-2)。丰富度值越大,说明 EFTs 类型越多,生态系统功能多样性更高。稀有度值 越大,说明该 EFTs 类型在该区域出现次数越多,生态系统功能独特性越高。

EFTs 丰富度在镇赉县内分布不均,但在地理特征和生态功能区域之间却呈现出对比和聚合的模式。在中部湖泊和东部沿河地区水体集中分布区,当地的EFTs 丰富度得到了提高。丰富度值为6或7的地区也主要分布在水体附近。在主要土地覆被类型之间的过渡带中观察到最大的EFTs 丰富度,例如:(1)镇赉县中部地区农田与草地的过渡带,(2)西部草地和不透水地表的过渡带以及(3)中部地区的草原和农田的过渡带,以及农田和湿地的过渡带。EFTs 丰富度的最低值主要出现在受到一定干旱胁迫的地区,具有典型的半干旱气候特征,例如西部的草地地区,东部的高粱和向日葵种植地区以及北部的草甸。在西部的农田地区也观察到相对较低的生态系统功能类型丰富度。

![](_page_42_Figure_4.jpeg)

图 5-1 镇赉县生态系统功能类型丰富度

EFTs 稀有度可作为对镇赉县生态系统功能奇异性的区域模式的估计。EFTs 稀有度梯度比 EFTs 丰富度梯度更明显。最高稀有度(0.3~0.6)发生在西部地区

的草地部分和东部沿河的一些农田和草地过渡带,以及中部的农田周围。镇赉县 东北部和中部的农田-草地过渡地区显示出较低的稀有度(0.2~0.3)。最低的稀 有度(低于 0.2)出现在东部和西南部的农田。该地区以高生产力的功能类型为 主,大部分被一个高覆盖率、强光合辐射吸收率和较好冠层含水量的 EFT3 占据。

![](_page_43_Figure_2.jpeg)

图 5-2 镇赉县生态系统功能类型稀有度

## 5.2 生态系统功能类型空间分异的影响因素分析

#### 5.2.1 影响因素选取

根据可获得的数据情况,本文从地形、土壤和气候要素三方面,选择了坡度、 坡向、年平均气温等7种因子来探讨其对 EFTs 空间分异的可能影响(图 2-3~2-5)。

土壤是一种重要的环境因素,在地球表层系统中,它是影响生态系统功能最基本的层次,因此,选取土壤类型作为一种 EFTs 的自然驱动因子。镇赉县的土壤类型如图 2-3 所示,共有 15 种类型,以草甸土、淡黑钙土分布为主,其主要特征是有机质含量较高,水分较充分,与该县位于平原地区有关,且与生产力良好的 EFTs 类型为主相对应。

选择年平均气温,累积降水量和平均相对湿度作为气候变量,并分为6个等级。2016~2019年间,镇赉县生长季内平均气温约为18℃,南高北低,差异不大; 累积降水量由东北向西南逐渐递减,全县最高388.39 mm,最低为352.46 mm; 平均相对湿度由东向西递减,全县最高为 65.239 %,最低为 62.734 %,相差较小。

使用 DEM 数据得到研究区的高程、坡度和坡向图作为基本地形变量的自然 影响因素(图 2-5)。镇赉县海拔范围为 96~242 m,被分为 8 个等级,呈现出西 北高,东部低的地势特点。坡度被分为 7 个等级,其变化情况比较平稳,全区大 部分位于 0~2°。坡向被分为 8 个等级,整体东北方向偏多。

#### 5.2.2 影响因素分析

为探讨镇赉县生态系统功能类型空间分布的影响因素,本文基于区域统计的方法,使用 Arcgis 10.5 中的 Tabulate Area 工具,通过计算各因素中 EFTs 所占比率,用来度量不同生态系统功能类型的空间分异,以及各影响因素在多大程度上可能解释 EFTs 空间分异。

(1) 土壤因素

表 5-1 为不同土壤类型中 EFTs 的面积比例。黑钙土中 EFT3 所占比例最高 (28%),说明该类型符合 EFT3 的发展条件;风沙土中 EFT2 占比最大,值为 20%,说明其与 EFT2 关联程度高;草甸沼泽土中 EFT5 占比最大,值为 25%, 说明该类型利于 EFT5 的发展;EFT1 和 EFT8 在草甸栗钙土和草甸土中所占比 率最高,分别达 26%和 46%,说明它们与 EFTs 空间分布有较大关联;草原碱土 中 EFT4 和 EFT7 所占比相似且较大,分别为 22%和 20%,说明该土壤类型利于 这两种 EFTs 的发展;碱化栗钙土中 EFT3、EFT6 和 EFT1 的面积比例分别为 18%、17%和 16%,其有机质含量与以上三种 EFTs 功能特征相对应,且说明该 土壤类型可利于多种 EFTs 的发展;石灰性草甸土和淡黑钙土中,各 EFTs 均有 分布且所占比相差不大,说明该土壤类型的功能异质性较高;盐土和盐化黑钙土 分别对 EFT3 和 EFT7 有较大影响,两种 EFTs 所占比例分别为 32%和 33%;潜 育草甸土中 EFT4、EFT5、EFT7 和 EFT9 所占比分别为 9%、36%、24%和 31%, 其他 EFTs 均为 0,说明该土壤类型的生态功能独特性较高,且最利于 EFT5 的 发展。总之,土壤类型因素对于 EFTs 分布格局的影响大。

中国知网 https://www.cnki.net

37

	EFT1	EFT2	EFT3	EFT4	EFT5	EFT6	EFT7	EFT8	EFT9	总计
黑钙土	15	13	28	5	3	14	8	13	1	100
风沙土	18	20	8	9	8	9	10	12	6	100
草甸沼泽土	7	4	3	13	25	1	15	8	25	100
草甸栗钙土	26	12	0	11	4	9	12	23	3	100
草甸土	25	1	0	10	1	9	7	46	1	100
草原碱土	6	9	6	22	16	2	20	12	8	100
碱化栗钙土	16	12	18	10	4	17	8	12	3	100
石灰性草甸土	13	12	14	14	10	7	10	14	6	100
盐土	12	17	32	4	4	14	5	9	3	100
盐化黑钙土	6	4	2	18	22	2	33	9	5	100
潜育草甸土	0	0	0	9	36	0	24	0	31	100
淡黑钙土	9	6	8	14	16	10	16	12	11	100
栗钙土	3	1	11	21	24	6	9	10	15	100

表 5-1 不同土壤类型上各 EFTs 的面积比率(%)

(2) 气候因素

由图 5-3,在生长季平均气温 17.551~17.713℃范围中,EFT2 所占比率最高 (21%),说明其为 EFT2 提供了最适宜发展的条件;在 17.713~17.820℃和 17.820~17.921℃范围中,EFT3 所占比率最高,值均为 18%,说明平均气温在 17.713~17.921℃之间最适宜发展 EFT3;在 17.921~18.024℃之间,EFT1、EFT3 和 EFT7 所占比率较高,均为 13%,说明在该范围内的平均气温适宜发展多种 EFTs,生态功能类型独特性较低;在 18.024~18.137℃范围中,EFT1、EFT4 和 EFT8 所占比率较高,分别为 17%、16%和 18%,说明在该范围内的平均气温适 宜发展多种 EFTs,生态功能类型异质性较高;在 18.137~18.305℃范围适宜发展 EFT1 和 EFT2,所占比率最高,均为 20%;有多个平均气温等级(4、5 和 6)出 现适宜发展多种 EFTs 的情况,说明气温因素对于 EFTs 的影响小,与镇赉县为 县级尺度地区,平均气温全区相差不大有关。

38

![](_page_46_Figure_1.jpeg)

图 5-3 不同平均气温等级上各 EFTs 的比率(%)

图 5-4 为生长季累积降水量不同等级中各 EFTs 所占比例。可以看出,在 352.46-361.06 mm 范围中,EFT3 所占比率达 26%,说明其为适宜发展 EFT3 的 水分条件;在 361.06~366.55 mm 和 366.55~371.77 mm 范围中,EFT1 所占比率 最高,值均为 20%,说明在 361.06~371.77 mm 的降水量与 EFT1 关联最密切; 在 371.77~376.84 mm 范围中,EFT5 所占比率较高(17%),说明生态功能类型 适应于该累积降水量;EFT2 在 376.84~381.63 mm 范围中所占比率最高(17%), 说明在该范围内的累积降水量最适宜发展 EFT2;在 381.63~388.39 mm 范围中, EFT3 所占比率最高(38%),说明在该范围内的累积降水量适宜发展 EFT3。其 中,具有最高生产力功能特征的 EFT3 对应镇赉县内最高累积降水量,符合生态 系统规律。同时,有两个累积降水量等级(1 和 6)出现适宜发展多种 EFTs 的情 况,说明降水因素对于地处半干旱区的镇赉县 EFTs 分布格局具有较大影响。

![](_page_46_Figure_4.jpeg)

图 5-4 不同累积降水量等级上各 EFTs 的比率(%)

在平均相对湿度 62.734~63.304%范围中, EFT3 所占比率最高(22%),为 该功能类型最适宜的生长季相对湿度水平(图 5-5);在 63.304~64.070%之间, EFT1 所占比率最高,为 21%,说明该平均相对湿度范围最适宜发展 EFT1;在 64.070~64.444%范围中,EFT4、EFT5 和 EFT7 所占比率较高,分别为 15%、16% 和 15%,说明在该范围内的平均相对湿度适宜发展多种 EFTs,生态功能类型独 特性较低;在 64.444~64.798%范围中,EFT2 和 EFT3 所占比率分别为 15%和 14%, 说明在该平均相对湿度区间适宜发展这两种 EFTs;在 64.798~65.239%范围中, EFT3 所占比率最高(38%),可能得到适宜发展;具有最高生产力功能特征的 EFT3 对应镇赉县内最高平均相对湿度值,符合生态系统规律。总的看,相对湿 度因素对于镇赉县内 EFTs 分布格局的影响较小。

![](_page_47_Figure_2.jpeg)

图 5-5 不同平均相对湿度等级上各 EFTs 的比率(%)

(3) 地形因素

从坡向特征看(图 5-6),六个坡向等级均有多个 EFTs 显示较高且相等的面积比率值,例如坡向为 N、NE、W 中, EFT1、EFT2 和 EFT3 所占比例均较高,说明坡向对于 EFTs 空间分布格局的影响特别小。

![](_page_47_Figure_6.jpeg)

图 5-6 不同坡向等级上各 EFTs 的比率(%)

由图 5-7,在坡度 0~0.528 °之间,EFT1、EFT2 和 EFT3 所占比较高,分别为 15%、14%和 15%,说明在该范围内的坡度适宜发展多种 EFTs,生态功能类型独 特性较低; 0.528~1.231 °的坡度中,EFT1、EFT2 和 EFT3 所占比例较高,值分别 为 15%、14%和 14%,生态功能类型异质性较高;在 1.231~2.024 °坡度范围中, EFT1 和 EFT8 所占比率最高,均为 13%,说明在该范围内的坡度最适宜发展这 两种 EFTs;在坡度 2.024~2.904 °之间,EFT8 所占比率较高(13%),说明在该范围内的坡度适宜发展 EFT8;在坡度为 2.904~4.048 °和 4.048~6.248 °的范围中, EFT6 所占比率最高,分别为 16%和 15%,说明在 2.904~6.248 °范围内的坡度适 宜发展 EFT6;有多个坡度等级((1)、(2)和(3))出现适宜发展多种 EFTs 的情况,说明坡度因素对于 EFTs 格局的影响不明显。

![](_page_48_Figure_2.jpeg)

图 5-7 不同坡度等级上各 EFTs 的比率(%)

在96~131 m 之间, EFT3 所占比例最高(25%),说明该海拔高度提供了适 宜发展 EFT3 的条件(图 5-8);131~136 m 范围中,适宜发展 EFT2,所占比最 高(16%);海拔 136~143 m 范围中,EFT1 和 EFT2 所占比率较高,分别为17% 和16%,说明在该范围内的高程最适宜发展这两种 EFTs;在143~156 m 范围中, EFT1 和 EFT6 所占比率接近,分别为22%和23%,说明在该范围内的高程最适 宜发展这两种 EFTs;156~172 m、172~189 m、189~208 m 和 208~242 m 范围中, EFT8 所占比最高,分别达到25%、33%、39%和50%,说明在156-242 m 范围内 的高程适宜发展 EFT8,同时也反映了具有 EFT8 功能特征的植被主要分布在镇 赉县高程较高的地形中。总的看来,仅有两个高程等级(3)和(4))出现适宜 发展多种 EFTs 的情况,说明高程因素对于 EFTs 分布的影响较大。

![](_page_49_Figure_1.jpeg)

图 5-8 不同高程等级上各 EFTs 的比率(%)

# 第六章 结论与展望

### 6.1 结论

本文以吉林省镇赉县为研究区,基于哨兵2号卫星影像提取反映生态系统碳 收益、能量平衡和水分特征指标,根据各表征生态系统功能特征指标的派生变量, 利用减法模糊聚类方法进行了生态系统功能类型(EFTs)的划分,归纳了各生态 系统功能类型的主要特征,分析功能类型与结构类型的一致性,揭示镇赉县 EFTs 的格局特征,初步探讨了 EFTs 空间分异的影响因素。主要研究结论如下:

1. 基于 2016~2019 年哨兵 2 号影像数据,定量计算归一化差值植被指数(NDVI)、地表反照率、植被冠层光合有效辐射吸收率(FAPAR)和植被冠层含水量(CWC),以此反映生态系统碳、能量和水分特征的关键信息。将减法聚类方法和模糊 C 均值算法(FCM)结合,能够解决 FCM 初始化问题,避免陷入局部最优解。基于减法模糊聚类算法(SUBFCM)可以实现对镇赉县生态系统功能类型的精确划分。

2. 镇赉县共划分为9个 EFTs,具有明显的生态功能特征差异。其中,EFT1 为高覆盖、光合辐射吸收能力、中等冠层含水量、低反照率的功能类型;EFT2代 表高覆盖、光合辐射吸收能力,中等含水量、低反照率;EFT3具有高覆盖、光 合辐射吸收能力、含水量,但反照率低的特征;EFT4表现为中覆盖、光合辐射 吸收能力、低反照率和冠层含水量;EFT5具有低覆盖和含水量以及中等光合辐 射吸收能力和反照率;EFT6对应于中等覆盖、光合辐射吸收能力和含水量以及 低反照率;EFT7具有中等覆盖和光合辐射吸收能力,反照率和含水量低的功能 特征;EFT8表现为中覆盖、光合辐射吸收能力和含水量以及低反照率;EFT9的 生态功能特征为低覆盖、光合辐射吸收能力和含水量以及高反照率。

3. 镇赉县某些 EFTs 与土地覆被类型之间存在很强的联系。但是, EFTs 包含有关能量通量和水通量的其他信息,这些信息不是生物地理地层中固有的。 EFTs 提供了更详细的分类,更适合于生态系统管理。每个 EFTs 可能会以一种以上的土地覆被类型表示,反之亦然。不同的结构单元可能具有相似的功能,或者同质的结构单元可能显示出较高的功能差异。生态系统功能和结构的异质性模式不同。

 4. 镇赉县生态系统功能类型的格局主要呈现种类多样且分布不均的特点, 其主要的影响因素为土壤类型、累积降水量和高程。

# 6.2 创新点

基于卫星遥感技术进行区域生态系统类型的合理划分,将为不同类型的生态 系统功能区域有针对性的管理和保护提供基础信息和依据,具有建设性意义。本 文针对目前国内外研究的不足和需求,基于 20 m 空间分辨率的哨兵 2 号卫星数 据,采用新的生态功能参数(即 FAPAR 和 CWC),反映生态系统的光合作用和 水通量信息,是对以往研究中基本上以刻画碳收益为基础,仅选取植被指数如 NDVI 或 EVI 参数划分 EFTs 的扩展,从而使其更全面地用于识别生态系统的区 域功能模式和气候反馈。同时,与以往低空间分辨率数据结果相比,提高了 EFTs 识别的精细程度,从而使县级 EFTs 的表征变得有意义。

以往研究中的 EFTs 识别方法多为硬聚类或 FCM 方法,均具有较高主观性。 本文基于改进的 FCM 方法并应用减法聚类(即 SUBFCM 方法)引入了鲁棒的 方法来表征 EFTs。这种自适应聚类算法可以确定最佳分类方案,而无需事先提 供聚类数量。SUBFCM 方法在类别识别过程中降低了主观性,并提高了聚类性 能,可能成为基于生态系统功能的相似性进行区域分组的有价值的工具之一。本 研究在提高生态系统分类的可重复性和可解释性上进行了有益的探索。

## 6.3 不足与展望

本研究主要从 2016~2019 年的哨兵 2 号产品数据中选取需要的功能参数, 构建了一个生态功能分类指标体系。当前,尽管研究者们已经对生态功能分类的 指标体系进行了探索,但对于指标的选取尚未形成更统一和公认的标准。因而, 本文所选取的指标只是用于生态功能分类的一种尝试。选取的功能分类参数是基 于多年平均状态,缺少时间过程方面的表达,下一步可以通过延长数据的时间序 列,增加指标的动态性能,实现对区域尺度生态系统功能类型动态变化的探索。

# 参考文献

[1] Noss R F. Indicators for monitoring biodiversity: a hierarchical approach[J]. Conservation biology, 1990, 4(4): 355–364.

[2] Gu Y, Brown J F, Miura T, et al. Phenological classification of the United States: A geographic framework for extending multi-sensor time-series data[J]. Remote Sensing, 2010, 2(2): 526–544.

[3] Paruelo J M, Jobbágy E G, Sala O E. Current distribution of ecosystem functional types in temperate South America[J]. Ecosystems, 2001, 4(7): 683–698.

[4] Villarreal, S, R. Vargas, and. D. Alcaraz-Segura. Ecosystem Functional Type Distribution Map for the Conterminous USA, 2001-2014. ORNL DAAC, Oak Ridge, Tennessee, USA[DB/OL], https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1659, 2019.

[5] Garbulsky M F, Paruelo J M. Remote sensing of protected areas to derive baseline vegetation functioning characteristics[J]. Journal of Vegetation Science, 2004, 15(5): 711–720.

[6] Milchunas D G, Lauenroth W K. Inertia in plant community structure: state changes after cessation of nutrient-enrichment stress[J]. Ecological applications, 1995, 5(2): 452–458.

[7] Alcaraz-Segura D, Cabello J, Paruelo J. Baseline characterization of major Iberian vegetation types based on the NDVI dynamics[J]. Plant Ecology, 2009, 202(1): 13–29.

[8] Vitousek P M, Mooney H A, Lubchenco J, et al. Human domination of Earth's ecosystems[J]. Science, 1997, 277(5325): 494–499.

[9] Humboldt A Von. Aspects of Nature, in Different Lands and Different Climates; with Scientific Elucidations[M]. London, UK: Lea and Blanchard, 1849. 227–246.

[10] Valentini, R, Baldocchi, D, Tenhunen, J. Ecological controls on land–surface atmospheric interactions[C]. In: Integrating Hydrology, Ecosystems Dynamics, and Biogeochemistry in Complex Landscapes (eds Tenhunen, JD & Kabat, P), Dahlem Workshop Report, John Wiley, Chichester, 1999. 117–145.

[11] Costanza R, D'arge R, De Groot R, et al. The value of the world's ecosystem services and natural capital[J]. Nature, 1997, 387(6630): 253–260.

[12] Smith T M, Shugart H H, et al. Plant Functional Types[C]. In: Solomon A.M., Shugart H.H.
(eds) Vegetation Dynamics & Global Change. Springer, Boston, MA: Springer US, 1993: 272–292.
[13] Ustin S L, Gamon J A. Remote sensing of plant functional types[J]. New Phytologist, 2010, 186(4): 795–816.

[14] Lara B, Gandini M, Gantes P, et al. Regional patterns of ecosystem functional diversity in the Argentina Pampas using MODIS time-series[J]. Ecological Informatics, 2018, 43: 65–72.

[15] Chapin III F S. Functional role of growth forms in ecosystem and global processes[M]. London, UK: Academic Press, 1993: 287–312.

[16] 吴炳方, 曾源, 闫娜娜, 等. 生态系统遥感: 内涵与挑战[J]. 遥感学报, 2020, 24(6): 609-617.

[17] Gamon J A. Ecological applications of remote sensing at multiple scales[J]. Handbook of functional plant ecology, 1999: 805–846.

[18] Nemani R, Running S. Land cover characterization using multitemporal red, near-IR, and thermal-IR data from NOAA/AVHRR[J]. Ecological applications, 1997, 7(1): 79–90.

[19] Mueller-Dombois D, Ellenberg H. Aims and methods of vegetation ecology[M]. New York: Wiley, 1974. 547

[20] Hellden U, Tottrup C. Regional desertification: A global synthesis[J]. Global and Planetary Change, 2008, 64(3): 169–176.

[21] Wessels K J, Prince S D, Malherbe J, et al. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability? A case study in South Africa[J]. Journal of Arid Environments, 2007, 68(2): 271–297.

[22] Hill J, Stellmes M, Udelhoven T, et al. Mediterranean desertification and land degradation: mapping related land use change syndromes based on satellite observations[J]. Global and Planetary Change, 2008, 64(3–4): 146–157.

[23] Ivits E, Cherlet M, Mehl W, et al. Ecosystem functional units characterized by satellite observed phenology and productivity gradients: A case study for Europe[J]. Ecological indicators, 2013, 27: 17–28.

[24] Mccloy K R. Development and evaluation of phenological change indices derived from time series of image data[J]. Remote Sensing, 2010, 2(11): 2442–2473.

[25] Melendez-pastor I, Navarro-pedreno J, Koch M, et al. Land-Cover phenologies and their relation to climatic variables in an anthropogenically impacted Mediterranean coastal area[J]. Remote Sensing, 2010, 2(3): 697–716.

[26] Motohka T, Nasahara K N, Oguma H, et al. Applicability of green-red vegetation index for remote sensing of vegetation phenology[J]. Remote Sensing, 2010, 2(10): 2369–2387.

[27] Van leeuwen W J, Davison J E, Casady G M, et al. Phenological characterization of desert sky island vegetation communities with remotely sensed and climate time series data[J]. Remote Sensing, 2010, 2(2): 388–415.

[28] Kariyeva J, Van leeuwen W J. Environmental drivers of NDVI-based vegetation phenology in Central Asia[J]. Remote Sensing, 2011, 3(2): 203–246.

[29] Ivits E, Cherlet M, Toth G, et al. Combining satellite derived phenology with climate data for climate change impact assessment[J]. Global and Planetary Change, 2012, 88: 85–97.

[30] Chen X Q, Pan W F. Relationships among phenological growing season, time-integrated normalized difference vegetation index and climate forcing in the temperate region of eastern China[J]. International Journal of Climatology, 2002, 22(14): 1781–1792.

[31] Myneni R B, Keeling C D, Tucker C J, et al. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991[J]. Nature, 1997, 386(6626): 698–702.

[32] Schwartz M D, Reed B C. Surface phenology and satellite sensor-derived onset of greenness: an initial comparison[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(17): 3451–3457.

[33] Menzel A. Trends in phenological phases in Europe between 1951 and 1996[J]. International journal of biometeorology, 2000, 44(2): 76–81.

[34] Nemani R R, Keeling C D, et al. Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999[J]. Science, 2003, 300(5625): 1560–1563.

[35] Lloyd D. A phenological classification of terrestrial vegetation cover using shortwave vegetation index imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(12): 2269–2279.

[36] Soriano A, Paruelo J M. Biozones: vegetation units defined by functional characters identifiable with the aid of satellite sensor images[J]. Global Ecology and Biogeography Letters, 1992: 82–89.

[37] Guerschman, Juan P, Paruelo J M, Burke I C. Land use impacts on the normalized difference vegetation index in temperate Argentina[J]. Ecological applications, 2003, 13(3): 616–628.

[38] Ivits E, Cherlet M, Horion S, et al. Global biogeographical pattern of ecosystem functional types derived from earth observation data[J]. Remote Sensing, 2013, 5(7): 3305–3330.

[39] Alcaraz-Segura D, Paruelo J M, et al. Environmental and Human Controls of Ecosystem Functional Diversity in Temperate South America[J]. Remote Sensing, 2013, 5(1): 127–154.

[40] Paruelo J M, Piñeiro G, Escribano P, et al. Temporal and spatial patterns of ecosystem functioning in protected arid areas in southeastern Spain[J]. Applied Vegetation Science, 2005, 8(1): 93–102.

[41] McNaughton S J, Oesterheld M, Frank D A, et al. Ecosystem-level patterns of primary productivity and herbivory in terrestrial habitats[J]. Nature, 1989, 341(6238): 142–144.

[42] Chapin III, F. Stuart, Torn, et al. Principles of ecosystem sustainability[M]. The American Naturalist, University of Chicago Press, 1996, 148(6): 1016–1037.

[43] Tucker C J, Sellers P J. Satellite remote sensing of primary production[J]. International journal of remote sensing, 1986, 7(11): 1395–1416.

[44] Sellers P J, Berry J A, Collatz G J, et al. Canopy reflectance, photosynthesis, and transpiration. III. A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme[J]. Remote sensing of environment, 1992, 42(3): 187–216.

[45] Fern ández N, Paruelo J M, Delibes M. Ecosystem functioning of protected and altered Mediterranean environments: A remote sensing classification in Doñana, Spain[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1): 211–220.

[46] Wang Y N, Huang F. Identification and analysis of ecosystem functional types in the west of Songnen Plain, China, based on moderate resolution imaging spectroradiometer data[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 096096.

[47] Chapin III F S, Randerson J T, McGuire A D, et al. Changing feedbacks in the climate– biosphere system[J]. Frontiers in Ecology and the Environment, 2008, 6(6): 313–320.

[48] Liu R, Huang F, Ren Y. Mapping Regional Ecosystem Functional Types Based on Sentinel-2 Satellite Imagery[C]. In 2020 5th International Conference on Advances in Energy and Environment Research (ICAEER 2020), EDP Sciences, 2020, 194: 05047.

[49] Pérez-Hoyos A, Mart nez B, et al. A multi-temporal analysis of vegetation dynamics in the Iberian peninsula using MODIS-NDVI data[J]. EARSeL eProc, 2010, 9: 22–30.

[50] P érez-Hoyos A, Mart nez B, Garc n-Haro F J, et al. Identification of ecosystem functional types from coarse resolution imagery using a self-organizing map approach: A case study for Spain[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 11391–11419.

[51] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[M]. Oakland, CA, USA: University of California Press, 1967, 1(14): 281–297.

[52] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact wellseparated clusters[J]. Taylor & Francis, 1973, 3: 32–57.

[53] Bezdek J. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Norwell, MA, USA: Plenum Press, 1981.

[54] Kruse R, Döring C, Lesot M-J. Fundamentals of fuzzy clustering[M]. England: John Wiley and Sons, 2007.

[55] Chiu S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. Journal of Intelligent & fuzzy systems, 1994, 2(3): 267–278.

[56] Chiu S. Method and software for extracting fuzzy classification rules by subtractive clustering[J]. Proceedings of North American Fuzzy Information Processing, 1996: 461–465.

[57] Liu W Y, Xiao C J, Wang B W, et al. Study on combining subtractive clustering with fuzzy cmeans clustering[J]. Proceedings of the 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003, 5: 2659–2662.

[58] Dhanachandra N, Manglem K, Chanu Y J. Image segmentation using K-means clustering algorithm and subtractive clustering algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2015, 54: 764–771.
[59] Sabit H, Al-Anbuky A, Gholam-Hosseini H. Distributed WSN data stream mining based on fuzzy clustering[J]. 2009 Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomic and Trusted Computing, 2009: 395–400.

[60] 张栒, 邓辉文. 基于减法聚类与聚类有效性评判的FCM聚类[J]. 重庆工学院学报,2006, 20(5).

[61] Sabit H, Al-Anbuky A, Gholamhosseini H. Data stream mining for wireless sensor networks environment: energy efficient fuzzy clustering algorithm[J]. International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems, 2011, 4(4): 383–397.

[62] Thanh Le, Tom Altman. A new initialization method for the Fuzzy C-Means Algorithm using Fuzzy Subtractive Clustering [C]. In Proceedings of the International Conference on Scientific Information, Athens: The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp), 2011.

[63] 王克刚, 齐丽英. 基于模糊 C 均值聚类和减法聚类结合的图像分割[J]. 陝西理工学院 学报(自然科学版), 2008, 24(2): 55–58.

[64] 赵晓华, 谈玲珑, 胡敦利. 基于 Sub\_FCM 聚类算法的交通流量段自动划分方法[J]. 北 京工业大学学报, 2011, 37(8).

[65] 王月, 柴瑞敏. 减聚类的模糊 C 均值算法在文本分类中的应用[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(3).

[66] 陈鹏, 邹涛. 基于改进 FCM 聚类算法的违禁品分类[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(12): 243-248.

[67] 汤洁, 吕川, 李昭阳, 等. 基于灰色聚类与 3S 耦合方法的生态环境质量变化趋势研究——以吉林省大安市为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2008(06): 1037–1043.

[68] Yang Y, Zhang S, Yang J, et al. Using a Cellular Automata-Markov model to reconstruct spatial land-use patterns in Zhenlai County, northeast China[J]. Energies, 2015, 8(5): 3882–3902.

[69] Yang Y, Zhang S, Wang D, et al. Spatiotemporal changes of farming-pastoral ecotone in Northern China, 1954–2005: A case study in Zhenlai County, Jilin Province[J]. Sustainability, 2015, 7(1): 1–22.

[70] 张茹, 戴文婷, 刘兆顺, 等. 我国北方农牧交错区土地生态安全评价——以白城市为例 [J]. 水土保持研究, 2017, 24(2): 259–266.

[71] 王立辉, 孟庆东, 李春梅, 等. 镇赉县土壤墒情与旱情监测现状探究[J]. 吉林农业, 2019, 20.

[72] 卢京花, 张国坤, 宋开山, 等. 镇赉县景观格局与生态系统服务价值变化[J]. 东北林业 大学学报, 2010, 38(10): 51-54.

[73] 崔海山, 张柏, 刘湘南. 吉林西部土地荒漠化预测研究[J]. 中国沙漠, 2004, 24(2): 235-239.

[74] 镇赉县参考资料 [EB/OL]. https://baike.baidu.com/reference/10866912/9e8bPcrLzA-M3lIWIc3wM6UGlhkI\_kwPZ5uiQanhbAXc5UnxzGaVno7dcSRl\_wX60302Etv7RDB-

QbMWmADm0JUOX1YNMwVsWypBfWYxOXt7cDEHa\_fUNO-AcJH483YnFRaUzw. 2021-02-24.

[75] 李相坤,姜琦刚,等. 基于多时相遥感数据的吉林盐碱区土地覆被信息提取方法对比——以镇赉为例[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(05): 224–229.

[76] 赵长巍. 吉林省西部盐渍土空间变异性与均质化改良研究[D]: [博士学位论文]. 长春: 中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所), 2014.

[77] Bao C H, Wu X L. The landscape change of salt and alkaline land in semiarid district before and after flooding: A case study in Zhenlai County[J]. Resources Science, 2007, 29(4): 92–96.

[78] Louis J, Debaecker V, Pflug B, et al. Sentinel-2 Sen2Cor: L2A processor for users[N]. Spacebooks Online, 2016: 1–8.

[79] Li H, Yang M, Liu Y. Remote Sensing Image Cloud Removing Based on Median Filter and Wavelet Transform[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2012, 7.

[80] Gong P, Liu H, Zhang M, et al. Stable classification with limited sample: Transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017[J]. Science Bulletin, 2019, 64(6): 370–373.

[81] Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences. Resource and Environment Science and Data Center [EB/OL]. http://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=202, 2020-12-13.

[82] Kerr J T, Ostrovsky M. From space to species: ecological applications for remote sensing[J]. Trends in ecology & evolution, 2003, 18(6): 299–305.

[83] Texeira M, Oyarzabal M, Pineiro G, et al. Land cover and precipitation controls over long-term trends in carbon gains in the grassland biome of South America[J]. Ecosphere, 2015, 6(10): 1–21.

[84] Paruelo J M, Epstein H E, Lauenroth W K, et al. ANPP estimates from NDVI for the central grassland region of the United States[J]. Ecology, 1997, 78(3): 953–958.

[85] Grimm N B, Faeth S H, Golubiewski N E, et al. Global change and the ecology of cities[J]. Science, 2008, 319(5864): 756–760.

[86] Wang S, Grant R F, Verseghy D L, et al. Modelling carbon dynamics of boreal forest ecosystems using the Canadian Land Surface Scheme[J]. Climatic Change, 2002, 55(4): 451–477.

[87] 孙菽芬. 陆面过程的物理, 生化机理和参数化模型[M]. 气象出版社, 2005.

[88] 赵春亮, 许文波, 范锦龙. FY-3C 中分辨率成像光谱仪数据的窄波段地表反照率验证研 究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(01): 153-162.

[89] Zhao Y, Wang X, Novillo C J, et al. Albedo estimated from remote sensing correlates with ecosystem multifunctionality in global drylands[J]. Journal of arid environments, 2018, 157: 116–123.

[90] 田定方, 范闻捷, 任华忠. 植被光合有效辐射吸收率遥感研究进展[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 1307-1324.

[91] Gower S T, Kucharik C J, Norman J M. Direct and indirect estimation of leaf area index, fAPAR, and net primary production of terrestrial ecosystems[J]. Remote sensing of environment, 1999, 70(1): 29–51.

[92] Bicheron P, Leroy M. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model[J]. Remote sensing of Environment, 1999, 67(3): 251–266.

[93] Fensholt R, Sandholt I, Rasmussen M S, et al. Evaluation of satellite based primary production modelling in the semi-arid Sahel[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 105(3): 173–188.

[94] GCOS W M O. Systematic Observation Requirements for Satellite–BASED Data Products for Climate, 154 Document[N]. Chairperson, Publications Board, World Meteorological Organization (WMO), 2011.

[95] Ding C, Liu X, Huang F, et al. Onset of drying and dormancy in relation to water dynamics of semi-arid grasslands from MODIS NDWI[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 234: 22–30.

[96] Naegeli K, Damm A, Huss M, et al. Cross-Comparison of Albedo Products for Glacier Surfaces Derived from Airborne and Satellite (Sentinel-2 and Landsat 8) Optical Data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(2): 110.

[97] 杨斌, 李丹, 王磊, 等. 基于 Sentinel-2A 岷江上游地表生物量反演与植被特征分析[J]. 科技导报, 2017, 35(21): 74-80.

[98] Copernicus Open Access Hub [EB/OL]. https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home, 2020-12-13.

[99] Wang Q, Zhao P, Ren H, et al. Spatiotemporal dynamics of forest net primary production in China over the past two decades[J]. Global and Planetary Change, 2008, 61(3–4): 267–274.

[100] Li J W, Zheng N, Da K. An analysis of the terrestrial NPP from 2002 to 2006 in China based on MODIS data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2011, 22(4): 113–116.

[101] 张良, 王素萍, 张宇, 等. 2018 年春季全国干旱状况及其成因分析[J]. 干旱气象, 2018, 36(3): 529.

[102] Zhang Y, Wang Z, Sha S, et al. Drought Events and Its Causes in Summer of 2018 in China[J]. J. Arid Meteorol, 2018, 036(005): 884–892.

[103] Chen J, Qin Z, Jia J. A weighted mean subtractive clustering algorithm[J]. Information Technology Journal, 2008, 7(2): 356–360.

[104] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1980(1): 1–8.

[105] Sabit H, Al-Anbuky A. Multivariate spatial condition mapping using subtractive fuzzy cluster means[J]. Sensors, 2014, 14(10): 18960–18981.

[106] Fensholt R, Sandholt I, Rasmussen M S. Evaluation of MODIS LAI, fAPAR and the relation between fAPAR and NDVI in a semi-arid environment using in situ measurements[J]. Remote sensing of Environment, 2004, 91(3–4): 490–507.

[107] 陈云浩, 李晓兵, 谢锋. 我国西北地区地表反照率的遥感研究[J]. 地理科学, 2001(04): 327-333.

[108] Minnick R F. A method for the measurement of areal correspondence[J]. Pap. Mich. Acad. Sci. Art. Lett, 1964, 49: 333–344.

[109] Alcaraz D, Paruelo J, Cabello J. Identification of current ecosystem functional types in the Iberian Peninsula[J]. Global Ecology and Biogeography, 2006, 15(2): 200–212.

[110] P érez-Hoyos A, Garc á-Haro F J, San-Miguel-Ayanz J. Conventional and fuzzy comparisons of large scale land cover products: Application to CORINE, GLC2000, MODIS and GlobCover in Europe[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2012, 74: 185–201.

[111] 卢玲, 程国栋, 李新. 黑河流域中游地区景观变化研究[J]. 应用生态学报, 2001(01):68-74.

[112] 白军红, 房静思, 黄来斌, 等. 白洋淀湖沼湿地系统景观格局演变及驱动力分析[J]. 地理研究, 2013, 32(9):1634-1644.

[113] 邬建国. 景观生态学——格局, 过程, 尺度与等级(第二版)[M]. 北京: 高等教育出版 社, 2007.

[114] 郭志华, 肖文发, 蒋有绪. 海南岛植被景观的斑块特征[J]. 林业科学, 2004, 40(2): 9–15. [115] 郑新奇, 付梅臣. 景观格局空间分析技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010, 3–5. [116] 张芸香, 郭晋平. 森林景观斑块密度及边缘密度动态研究——以关帝山林区为例[J]. 生态学杂志, 2001(01): 18-21.

[117] 孟兆江, 贾大林, 刘安能, 等. 调亏灌溉对冬小麦生理机制及水分利用效率的影响[J]. 农业工程学报, 19(4): 66-69.

[118] 李秀珍, 布仁仓, 常禹, 等. 景观格局指标对不同景观格局的反应[J]. 生态学报, 2004(01): 123-134.

[119] 王计平,杨磊,卫伟,等.黄土丘陵区景观格局对水土流失过程的影响——景观水平 与多尺度比较[J]. 生态学报,2011,31(19):5531-5541.

[120] Alcaraz-Segura D, Peñas De Giles J, Pérez Cazorla B. Incorporating Ecosystem Functional Diversity into Geographic Conservation Priorities Using Remotely Sensed Ecosystem Functional Types[J]. Ecosystems, 2021 24, 548–564.

[121] Perrin P M, Waldren S. Vegetation richness and rarity in habitats of European conservation value in Ireland[J]. Ecological Indicators, 2020, 117: 106387.

[122] Teer J G. Review of Conservation Biology. The Science of Scarcity and Diversity [J]. The Journal of Wildlife Management, 1988, 52(3): 570-572.

[123] Kondratyeva A, Grandcolas P, Pavoine S. Reconciling the concepts and measures of diversity, rarity and originality in ecology and evolution[J]. Biological Reviews, 2019, 94(4): 1317–1337.

[124] Meyer J L. The ecological basis of conservation[M]. New York: International Thomson Publishing, 1997.

# 致 谢

时光飞逝,岁月如梭,三年的硕士生活已经走向尾声,此篇论文作为我硕士 研究生阶段的结尾是很合适的。这篇论文凝结了导师的精心指导、师兄师姐、师 弟师妹和同门的宝贵意见与建议,也体现了我在这三年硕士阶段的所学所思。总 之,论文的顺利完成离不开这一路上良师益友的帮助与鼓励。

我要首先感谢我的家人,硕士学位是我漫长学业生涯的一个休止符,在过去的十多年间我的父母、爷爷奶奶们给了我长久的支持和鼓励,是他们让我有机会接受这样持久和优良的教育,让我敢于不断追求更高的平台,有机会欣赏更美丽的风景,让我从一个稚嫩无知的幼儿园学生成长为现在坚强智慧的硕士研究生。 我深知我的背后是他们殷切且满怀关心的目光,我深爱着他们。因为他们与我一起成长,为我遮风挡雨,是我出门在外背后坚强的后盾,正式他们的存在,才让我在求学和人生的路上不畏艰难,勇往直前,不断锤炼以致成为最好的自己。

我还要感谢所有为这篇文章提供过帮助和支持的师兄师姐、师弟师妹们,在 论文撰写过程中,他们帮助了我很多,不论是数据处理过程中的帮助,还有生活 中的鼓励,都给予了我力量。感谢我的硕士研究生导师黄方老师,她温柔但有力 量,在生活中给了我许多的支持,也带领我一窥学术的真谛,不论是初期对我孜 孜不倦的教导和启发,还是在撰写、修改论文过程中的指导和帮助,让我认识到 科研的深奥与美丽,虽不能至,心向往之。在论文的撰写过程中,我经历了许多 困难,没有黄老师的帮助我很难完成这一篇论文的写作,我要再次对她致以感谢。

最后要感谢所有的伙伴与我自己。论文写作不易,张晶同学的支持和帮助给 予了我莫大的动力。回顾过去三年,我走过山水,也看过城市繁华,我珍惜并且 感激所有的遇见,不断成长,学习如何更好的爱这个世界、爱身边的人、爱自己。 未来可期,感恩一切,愿自己常怀此刻的感动,追寻更好的人生。

52

# 在学期间公开发表论文及著作情况

文章名称	发表刊物(出版社)	刊发时间	刊物级 别	第几 作者
Characterizing Ecosystem Functional Types Patterns Based on Subtractive Fuzzy Cluster Means Using Sentinel-2 Time Series Data	Journal of Applied Remote Sensing	2020.12.26	SCI	1
Mapping Regional Ecosystem Functional Types Based on Sentinel-2 Satellite Imagery	EDP Sciences	2020.10.15	EI	1
Estimating Soil Moisture Using the Optical Trapezoid Model (Optram) in a Semi- Arid Area of Songnen Plain, China Based on Landsat-8 Data	2019 IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS 2019)	2019.7.28	CPCI-S	4
Generating Time Series of Medium-Resolution Temperature Vegetation Drought Index Images Using a Kalman Filter Method for Soil Moisture Change Analysis	ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences	2020.2.1	EI	5