

doi:10.3969/j.issn.2097-0013.2024.04.017

## 武汉市 2000—2022 年 NDVI 时空变化分析

殷宗敏<sup>1</sup>, 殷宗奇<sup>2</sup>, 刘学浩<sup>1</sup>, 何文熹<sup>1\*</sup>

YIN Zong-Min<sup>1</sup>, YIN Zong-Qi<sup>2</sup>, LIU Xue-Hao<sup>1</sup>, HE Wen-Xi<sup>1\*</sup>

1. 中国地质调查局武汉地质调查中心(中南地质科技创新中心), 湖北 武汉 430205; 2. 东北林业大学, 黑龙江 哈尔滨 150040  
1. Wuhan Center, China Geological Survey (Geosciences Innovation Center of Central South China), Wuhan 430205, Hubei, China;  
2. Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China

**摘要:** NDVI(Normalized Difference Vegetation Index, 归一化植被指数)能有效反映地表植被覆盖程度, 研究其时空分布及驱动因子, 对生态文明建设具有重要意义。本文利用武汉市 2000—2022 年 MODIS 影像计算的 NDVI 数据, 进行时空及相关性分析, 结果表明: (1)武汉市 NDVI 整体呈现增长趋势, 市中心城区相对较低, 市北部、南部植被覆盖较好; (2)武汉市 NDVI 在 2000—2005 年基本稳定, 2005—2022 年呈现增长, NDVI 月度均值呈现负偏态, 1-8 月为增长趋势, 8-12 月为降低趋势; (3)武汉市 NDVI 在 2004—2005、2017—2018 年呈现明显增长, 2007—2008 年呈现明显降低, 相比 2000 年, 2022 年增长明显; (4)时序预测结果显示 2021—2025 年武汉市 NDVI 呈现增长趋势, 4 月-10 月 NDVI 增长对 NDVI 年度增长贡献明显; (5)NDVI 与年降水量存在中等强度正相关, 与武汉市绿化资金投入存在较强正相关, 绿化资金投入是武汉市 NDVI 增加的重要原因。

**关键词:** 武汉市; NDVI; 时空分析; 时序预测模型; 相关分析

中图分类号: K903; P66

文献标识码: A

文章编号: 2097-0013(2024)-04-0794-10

**Yin Z M, Yin Z Q, Liu X H and He W X. 2024. Analysis of the Temporal and Spatial Variations of NDVI in Wuhan from 2000 to 2022. *South China Geology*, 40(4): 794–803.**

**Abstract:** NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) can effectively reflect vegetation coverage, and can be used to study its spatial and temporal distribution and driving factors, which is of great significance for the construction of ecological civilization. This paper utilizes NDVI data calculated from MODIS images of Wuhan City from 2000 to 2022 to conduct spatial-temporal and correlation analysis. The results show that: 1) The overall NDVI in Wuhan City shows a growing trend, with relatively lower values in the central urban area and better vegetation coverage in the northern and southern parts of the city. 2) The NDVI in Wuhan City remained stable from 2000 to 2005, and increased from 2005 to 2022, with the monthly mean NDVI showing a negative skew, an increasing trend from January to August, and a decreasing trend from August to December. 3) There were significant increases in NDVI in Wuhan City during 2004—2005 and 2017—2018, and a significant decrease during 2007—2008. Compared to 2000, there was a noticeable increase in 2022. 4) The time series prediction results indicate that the NDVI in Wuhan City will show a growing trend from 2021 to 2025, with the increase in NDVI from April to October contributing significantly to the annual NDVI

收稿日期: 2024-06-14; 修回日期: 2024-07-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42107485)

第一作者: 殷宗敏(1992—), 男, 工程师, 主要从事地质遥感、地形地貌方面的工作, E-mail: 2267662868@qq.com

通讯作者: 何文熹(1987—), 男, 高级工程师, 主要从事 GIS 与自然资源督察方面的工作, E-mail: 174663288@qq.com

growth. 5) There is a moderate positive correlation between NDVI and annual precipitation, and a strong positive correlation between NDVI and the city's greening fund investment which is an important reason for the increase in NDVI in Wuhan City.

**Key words:** Wuhan City; NDVI; spatiotemporal analysis; Time Series Forecasting Model; correlation analysis

NDVI(Normalized Difference Vegetation Index, 归一化植被指数)能有效反映地表植被覆盖程度,研究 NDVI 的时空变化,可反映区域的生态环境变化(金凯等, 2020; 龙思佳等, 2023; 饶姗姗和冷小鹏, 2024; 周丽芸和黄乐清, 2024),进行 NDVI 变化的影响因子研究,可揭示气候、人为活动等因素对 NDVI 的影响机制(高江波等, 2019)。因此, NDVI 时空分析及其驱动因子研究,对于理解区域生态过程具有重要意义,可服务于生态文明建设。

在 NDVI 的空间分布研究方面, Han J X et al.(2023) 分析了 2000—2020 年黄河上游流域 NDVI 的空间分异特征,发现上中游地区的 NDVI 总体高于下游地区,高原山区 NDVI 较高,绿洲盆地地区较低。在时间序列研究方面, Jiang L L et al. (2023) 利用 MODIS 植被指数产品和气象干旱指数,研究了 2000—2015 年间中国区域植被对干旱事件的响应敏感性,结果发现,中国南方植被对高温的敏感性大于对降水的敏感性,而北方地区正好相反,必须加强对敏感地区植被动态的监测,以减轻干旱灾害风险。在结果预测方面, Sun Y et al.(2023) 利用深度学习模型,基于气象数据预测大范围 NDVI 的变化趋势,构建卷积神经网络和循环神经网络组合的深度学习框架,在中国多个地区进行案例验证,结果表明该深度学习模型可以较准确预测 NDVI 的变化,相比传统方法,深度学习预测结果更为准确高效。在驱动因子研究方面, Chen Y et al. (2023) 利用 MODIS NDVI 和气象数据,研究了降水和气温对北方 NDVI 的协同效应,结果发现,降水是影响 NDVI 的主导因素,但气温也通过调节降水的效果对 NDVI 产生协同影响,在湿润程度较高时,气温升高可以增强降水对 NDVI 值的增加,在干燥条件下,气温升高会抑制降水对 NDVI 值的增加。

武汉市 NDVI 分布呈现空间异质性和季节动

态变化,城市中心区由于高度城市化, NDVI 值较低,而郊区、农村地区以及山区和湖泊周围的 NDVI 值较高,反映出更好的植被覆盖。受季节变化影响,春夏季节 NDVI 值普遍高于秋冬季节(王伦澈等, 2013)。资料显示,2004 年武汉市人民政府发布了武汉市城市绿化条例(2004 修订)(湖北省武汉市, 2004),2008 年国务院批复武汉城市圈“两型社会”改革试验方案,武汉城市圈内各市进一步推动基础设施、产业布局、区域市场、城乡建设等,一批重大项目已经进入前期工作或启动,2018 年武汉市人民政府发布了武汉市城市建设绿色发展实施方案(2018—2020 年)(武汉市人民政府, 2018)。本文以湖北省武汉市为例,利用 2000—2022 年间 MODIS 遥感影像数据计算所得的 NDVI 数据,研究武汉市 NDVI 的时空分布格局,分析 NDVI 与降水、气温、日照时间、绿化资金投入之间的关系,可为武汉城市绿地发展提供科学建议。

## 1 研究区概况

武汉市位于东经 113°41′-115°05′,北纬 29°58′-31°22′之间,地处长江中游平原,地势平坦开阔。主要水系是长江及其支流汉水,还有东湖、南湖等湖泊,水网发达(图 1)。该区域年平均气温在 16~17℃ 之间,极端最高气温可达 39.7℃,极端最低气温-16.4℃,年平均降水量约 1300 mm,降水季节性分配不均,冬季少雨,4-6 月为最多雨季节(尹梦晗等, 2021)。全年日照充足,年平均日照时数为 1871 小时,日照百分比为 45%,春、夏、秋三季日照条件较好,冬季多阴霾天气。武汉市植被类型多样,有维管束植物共 151 科 614 属 1709 种,其中乔木 164 种,灌木 252 种,武汉市区绿化覆盖率达 45%(杨倩等, 2019)。

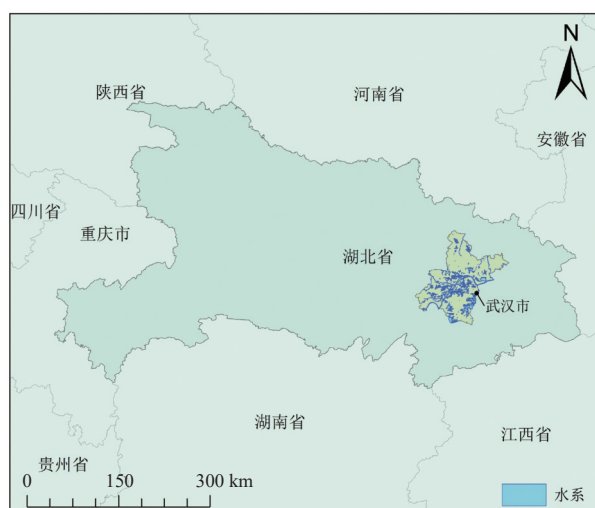


图1 武汉市区位图

Fig. 1 Location map of Wuhan City

## 2 研究方法

本文围绕武汉市 2000—2022 年 NDVI 时空变化展开分析,使用中国 30 m 分辨率的年度 NDVI 数据集,通过 Python 脚本进行数据统计分析及制图;并运用多种时序预测模型进行 NDVI 预测,包括 ARMA 模型和 SARIMA 模型、GRU 模型和 LSTM 模型、Prophet 模型;同时进行驱动因子分析,包括地表温度、光合有效辐射、年平均降水量等自然因子数据,以及武汉市绿化资金投入情况等,采用皮尔逊相关分析方法衡量变量间线性相关程度。

### 2.1 归一化植被指数

植被叶片含叶绿素,对红光强烈吸收,对近红外波段反射率高。通过红光和近红外两个波段反射率之差除以二者之和来增强信号(李玉辰等, 2023),所得归一化结果为 NDVI,其计算公式(权国荣等, 2023)为:

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

其中 NIR 为近红外波段反射率, R 为红光波段反射率。NDVI 值介于 -1 和 1 之间,植被越茂密, NDVI 越大, NDVI 大于 0.5 表示植被覆盖良好, NDVI 接近于 0 表示无植被覆盖,由于水体吸收近红外波段,其 NDVI 为负值(杨艳蓉等, 2021)。

本文使用的遥感数据来源于中国 30 m 分辨率的年度 NDVI 数据集(2000—2022 年)(董金玮

等, 2021),该数据集利用了 Landsat 5/7/8/9 遥感数据,通过去除云和阴影的影响,获取了全年有效的 Landsat 观测数据,然后对每个有效观测数据进行 NDVI 计算,并利用线性插值和 S-G 平滑等方法,得到每个像元的 NDVI 值(黄豪奔等, 2022)。本文通过 Python 脚本实现数据统计分析及制图。

### 2.2 时序预测模型

#### (1) ARMA 模型和 SARIMA 模型

ARMA 模型和 SARIMA 模型都是时间序列分析的重要方法, ARMA(p, q) 模型由自回归模型 AR(p) 和移动平均模型 MA(q) 线性组合构成,其中 p 是 AR 模型的阶数, q 是 MA 模型的阶数, AR(p) 反映时间序列当前值与过去 p 期值之间的关系, MA(q) 反映当前值与过去 q 期随机误差项的关系。SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)<sub>s</sub> 模型在 ARMA 模型基础上考虑时间序列的季节性,添加了季节自回归项 SAR(P) 和季节移动平均项 SMA(Q),并对原始时间序列进行了 D 次季节差分, s 表示季节周期(李俐等, 2020)。

#### (2) GRU 模型和 LSTM 模型

GRU(门控循环单元)和 LSTM(长短期记忆)都是循环神经网络重要模型, GRU 模型提出重置门和更新门的概念,可以捕捉时间序列中短期和长期的依赖关系,其中重置门控制历史信息,更新门则控制新信息加入到状态的程度。LSTM 模型与 GRU 类似,也使用门控机制来捕捉长短期依赖,但结构更复杂,增长了一个记忆单元,通过输入门、遗忘门和输出门来控制信息的流动。GRU 和 LSTM 都利用了门控结构,在处理时间相关性和长时依赖关系时效果较好, GRU 结构更简单,训练速度更快(Guan P and Zheng Y L, 2023)。

#### (3) Prophet 模型

Prophet 是由原 Facebook 开发的时间序列预测模型,在处理具有强烈季节性和多个季节性的时间序列数据时特别有效。Prophet 模型为可分解的时间序列模型,其计算公式为:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t) \quad (2)$$

其中 g(t) 是趋势函数,捕捉非周期性的变化, s(t) 是季节性函数,捕捉周期性变化, h(t) 是假期效应函数, ε(t) 是误差项。Prophet 使用分段线性

或逻辑增长曲线来模拟趋势,可指定变化点的数量,模型会自动检测这些变化点。模型季节性函数使用傅里叶级数建模,可捕捉复杂周期性模式,如每周、每月或每年。模型基于贝叶斯估计框架,使用 Stan 概率编程语言进行参数估计。模型能够自动检测时间序列中的趋势变化点,使其能够适应非线性趋势(冷天培等,2020)。

Prophet 模型采用哈密尔顿蒙特卡洛采样方法指定先验分布,然后用最大化后验概率进行参数估计,通过加入先验知识,Prophet 实现交叉验证和残差分析,从而对模型性能进行评估,相比 ARIMA 等经典模型,Prophet 不需要复杂参数调节和定阶选择,更易于使用,也有更好的解释性(李威等,2021)。

### 2.3 驱动因子分析

皮尔逊相关是一种统计方法,用于衡量两个变量之间的线性相关程度。它通过计算两个变量的协方差与各自标准差的比值来确定相关性强度,结果介于-1和1之间。值为1表示完全正线性相关,-1表示完全负线性相关,0表示无线性相关(董文雪等,2018)。

通过 Google Earth Engine(GEE)平台,利用多种遥感数据产品分析武汉市2000—2022年间的城市绿化驱动因子。利用 MYD11A2 数据获取地表温度信息,并结合 MYD08\_D3 数据计算光合有效辐射(PAR),作为光合作用的驱动因子,利用 TRMM 降水数据计算年平均降水量。在获取这些自然因子数据后,结合武汉市城乡建设局、财政局、林业局等政府部门的历年工作报告,查找并记录武汉市多年来在绿化方面的资金投入情况,通过比较这些气象数据和绿化资金投入的变化趋势,运用皮尔逊相关分析方法,分析降水量、气温、日照时数与 NDVI 的相关性,通过对武汉市绿化投入资金和 NDVI 进行线性拟合,分析资金投入对 NDVI 的影响。

## 3 结果与讨论

### 3.1 NDVI 时空分布

武汉市2000—2022年NDVI值分布如图2

所示,结果表明:随着城市化进程推进,武汉市 NDVI 值整体呈现增长趋势,说明武汉市在城市发展中较重视生态保护;具体来看,市中心城区由于人口密度大,建设用地占比高,NDVI 值相对较低,而周边区县由于保留较多自然绿地,NDVI 值较高,其中武汉市北部、南部植被覆盖较好。

对武汉市 NDVI 值进行时间序列分析,NDVI 年度均值如图3a所示:武汉市2000—2022年 NDVI 值整体存在增长趋势,由于线性拟合中  $R^2$  为 0.8144 且拟合系数大于 0,说明 NDVI 值变化存在线性增长,拟合曲线斜率为 0.0398,说明 NDVI 的平均年增长率为 3.98%;2000—2005 年 NDVI 值基本保持稳定,2005—2022 年出现增长趋势。NDVI 月度均值如图3b所示,武汉市 NDVI 在一年中分布呈现负偏态,最高值出现在 8 月,最低值出现在 1 月,最高值接近最低值的 2 倍,整体而言,1—8 月呈现明显的增长趋势,8—12 月呈现明显的降低趋势,同时武汉市 NDVI 值在 12 月均值大于 1 月均值,说明年尺度中 NDVI 值呈现增长趋势。

### 3.2 NDVI 变化分析

将武汉市2000—2022年NDVI值空间结果进行差值分析,所得年际变化结果如图4所示,其中-1和1分别表示减少和增加,可以看出:武汉市 NDVI 值部分年份间差异显著,2004—2005 年、2017—2018 年 NDVI 值呈现明显的增长趋势,2007—2008 年 NDVI 值呈现明显的降低趋势,NDVI 值变化与政策实施时间较一致,说明该区域 NDVI 值监测成果可靠,人类活动是导致局部 NDVI 值变化的主要原因。

NDVI 值累计变化分析能够揭示植被在较长时间尺度上的累积效应,更能反映区域变化的整体规律。将 2022 年的武汉市 NDVI 值减去 2000 年 NDVI 值,所得结果如图5所示,可以看出,从 2000 至 2022 年,武汉市 NDVI 呈现增长趋势,武汉市植被覆盖增长,生态环境好转,主城区周边局部存在 NDVI 降低趋势,如:东西湖区、蔡甸区、洪山区等。

### 3.3 NDVI 预测分析

相较单一模式,多个模型进行 NDVI 预测,可

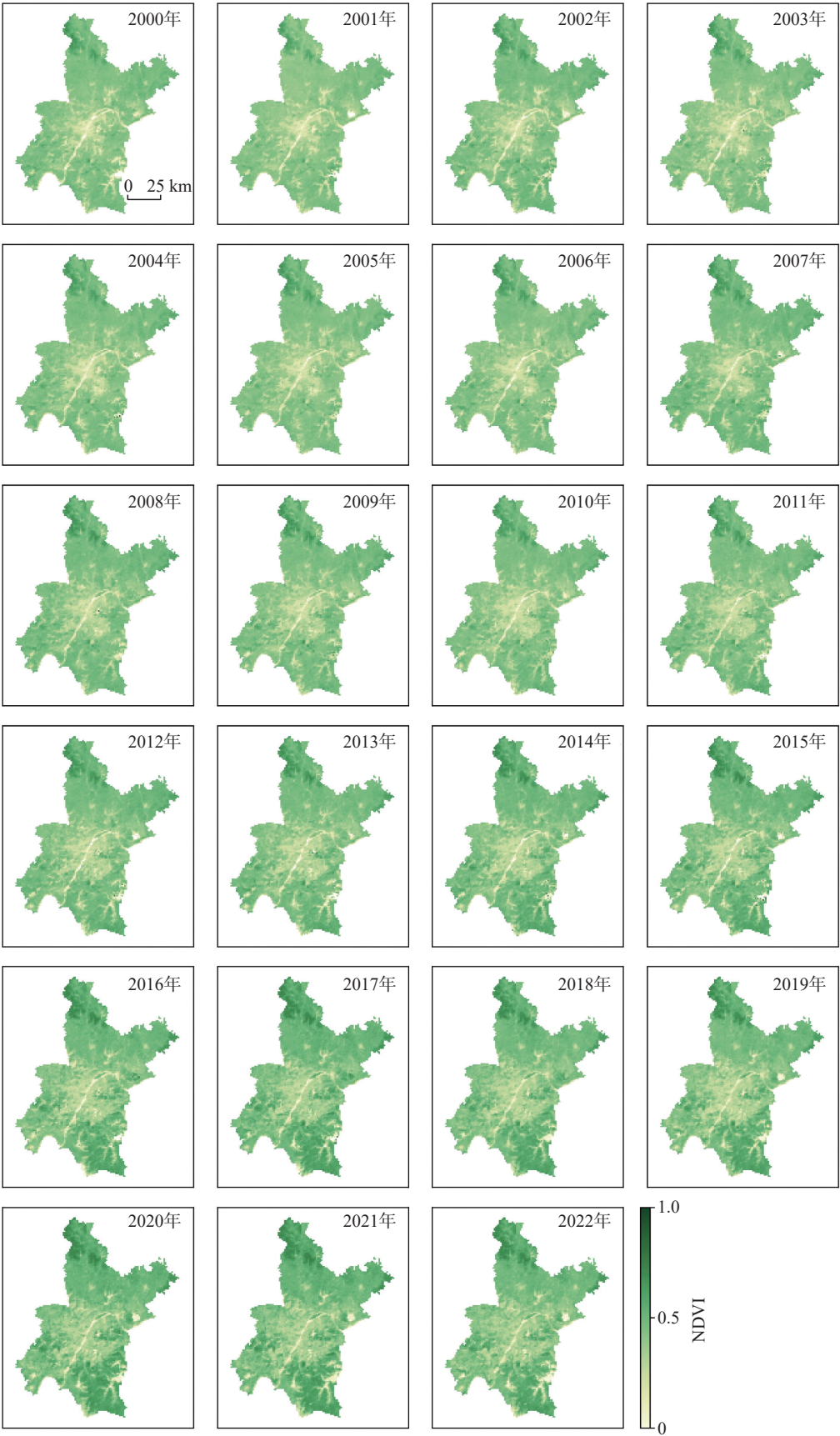


图2 武汉市 2000—2022 年 NDVI 分布图  
Fig. 2 NDVI distribution map of Wuhan City from 2000 to 2022

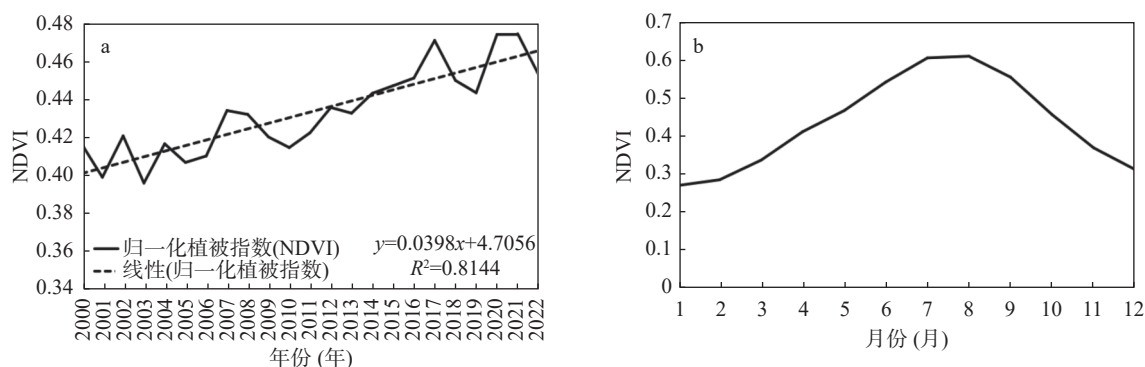


图 3 武汉市 NDVI 值年度统计曲线 (a) 和月度统计曲线 (b)

Fig. 3 Annual NDVI statistical curve (a) and monthly statistical curve (b) for Wuhan City

提高结果准确性, 分别使用时间序列分析模型 (ARMA 模型、SARIMA 模型)、机器学习模型 (GRU 模型、LSTM 模型)、Prophet 模型, 将 2000—2020 年逐月份 NDVI 数据作为样本, 预测 2021—2025 年的 NDVI 数据, 并与 2022 年逐月实测数据对比, 所得结果如图 6 所示, 可以发现, 其中 SARIMA 模型、LSTM 模型、Prophet 模型预测结果相对可靠, 三个模型对 7—12 月预测结果比 1—7 月预测结果可靠, 对三者预测结果进行线性拟合, 拟合曲线的斜率中 Prophet 模型拟合斜率为 0.0002, 大于 0, 表明只有 Prophet 模型能够预测出 NDVI 值增长的趋势, 与实际趋势一致, 也说明 Prophet 模型在进行武汉市 NDVI 值预测方面效果最佳。

对 Prophet 预测结果进行 NDVI 值整体趋势及季节性波动等成分分解, 分别绘制 2021—2026 年 NDVI 趋势值(图 7a)和季节性月度 NDVI 均值(图 7b)曲线, 其中 NDVI 趋势值曲线描述的是时间序列中的长期变动趋势; 季节性月度 NDVI 均值曲线对应时间序列中的周期性重复模式, 与固定周期活动相关, 如季节变化等。

NDVI 整体趋势曲线显示, 2021—2026 年武汉市 NDVI 呈现明显的增长趋势, 趋势值中 2021 年 NDVI 值为 0.4605, 2026 年 NDVI 值预计为 0.4775(图 7a), 每年增长约为 0.003, 说明按照目前的武汉市生态环境保护及发展政策, 未来武汉市的植被覆盖趋势向好。季节性月度 NDVI 均值显示, 2021—2025 年武汉市季节性月度 NDVI 值在 1 月—3 月、11—12 月时较低, 在 4 月—10 月时较高, 其中 6 月底值最高(图 7b), 季节性

曲线的幅度表示季节性月度 NDVI 值在该月份对时间序列值的贡献大小, 说明 4 月—10 月份 NDVI 增长对于 2021—2025 年 NDVI 增长贡献更明显, 城市建设和生态保护中应重点关注 4—10 月份植被的变化, 特别是 6—7 月的植被变化情况。在北半球, 一年中植被增长最繁盛的月份主要集中在春夏两季, 其中 4—5 月春季气温回升, 降水增长, 光照条件良好, 植被快速生长, NDVI 值明显上升, 6—8 月仲夏时节气候条件较好, 温度高、降雨充沛, 植被覆盖继续增长, 9—10 月进入秋季, 气温下降, 植被向过冬阶段转化, NDVI 值开始下降, 11 月—第二年 3 月由于低温等限制, 植被基本停止增长, 这是季节性曲线中贡献值大小的原因, 也证明了 Prophet 模型对于武汉市 2021—2025 年 NDVI 值的预测效果较好。

### 3.4 NDVI 驱动因子分析

在武汉市多年绿化资金投入中, 2020 年武汉市园林绿化和市容管理建设投资超过 138 亿元, 2017 年武汉市绿化城市建设投资超过 138 亿元, 2013—2017 年, 武汉市绿化投资共计超过 500 亿元, 2011 年武汉市绿化费用投入约为 16 亿元, 2007—2009 年, 武汉市绿化投资分别约为 25 亿元、30 亿元和 35 亿元, 2002 年武汉市绿化费用投入约 4.2 亿元, 2000 年全市绿化费用投入约 2.5 亿元。分别将武汉市 2000—2022 年 NDVI 值与年平均降水量、年平均气温和年平均日照时数、年绿化投入资金绘制成曲线图, 年绿化投入资金选用柱状图表示(图 8)。

NDVI 值与年平均降水量变化趋势相似, 均为增长趋势(图 8a), 计算两者的皮尔逊相关系数

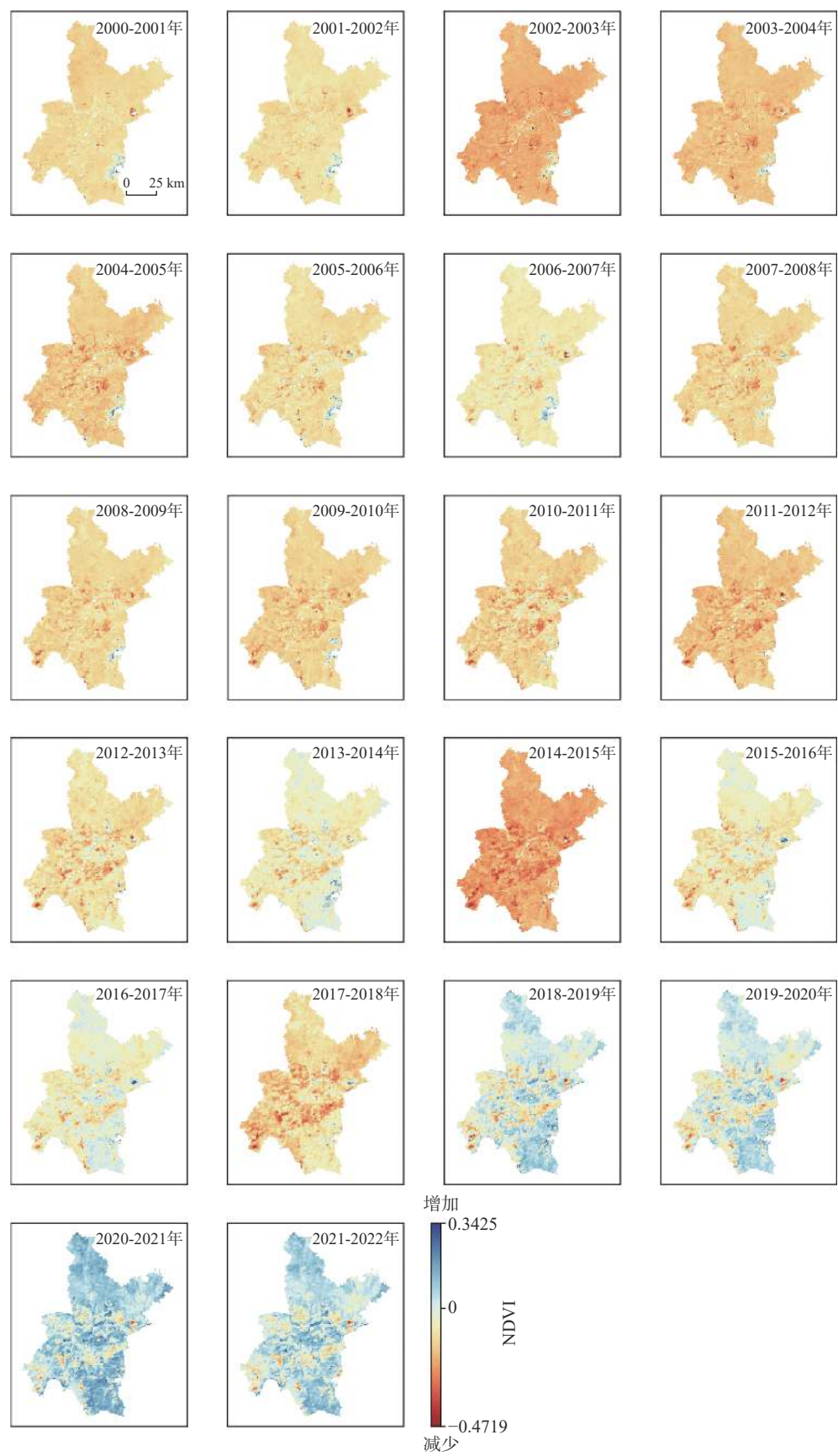


图 4 武汉市 2000—2022 年 NDVI 值变化图  
Fig. 4 NDVI change map of Wuhan City from 2000 to 2022

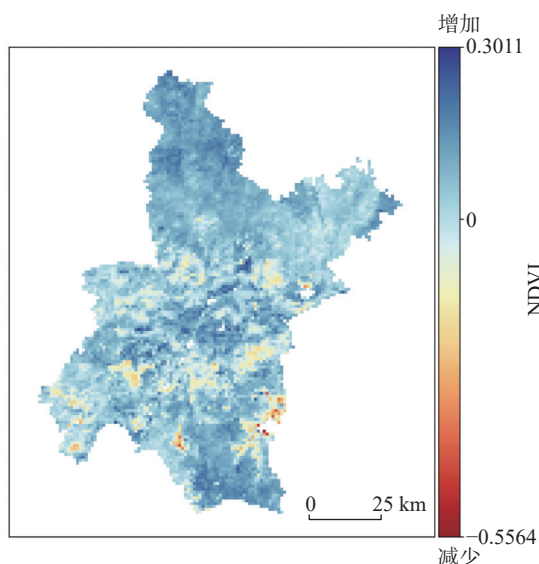


图 5 武汉市 2000—2022 年 NDVI 值累计变化图

Fig. 5 NDVI accumulative change map of Wuhan City from 2000 to 2022

(赵源上和林伟芳, 2023), 结果为 0.32, 说明两者间存在中相关性(表 1); NDVI 与年平均气温的皮尔逊相关系数为 0.15, 与年平均日照时数的皮尔逊相关系数为 0.24, 因此, NDVI 值与年平均气温、年平均日照时数存在弱相关性(表 1)。分别对 NDVI 和武汉市年绿化投入资金进行线性拟合(图 8d), 从  $R^2$  值可以看出拟合结果较可靠, 也可以看出 NDVI 与武汉市年绿化投入资金均为增长趋势, 且存在较强的正相关, 说明武汉市年绿化投入资金是导致武汉市 NDVI 增加的重要原因。

## 4 结论

本文对武汉市 2000—2022 年的 NDVI 值进行时间序列分析, 绘制年度逐月变化曲线、年度变

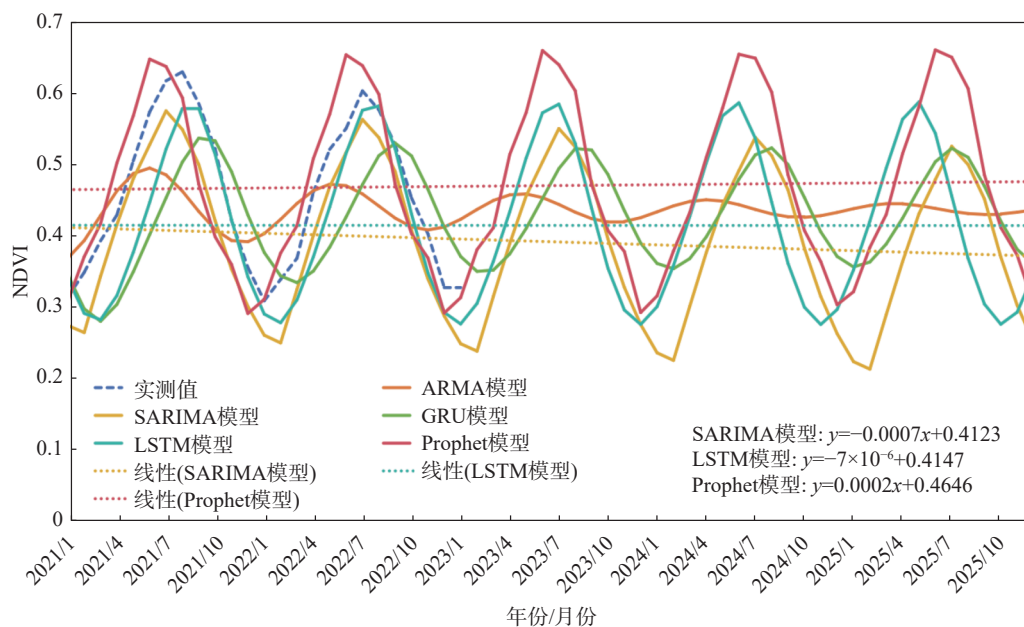


图 6 武汉市 2021—2025 年 NDVI 值模型预测曲线与实测曲线对比图

Fig. 6 Comparison of model predicted NDVI curve and measured NDVI curve for Wuhan City from 2021 to 2025

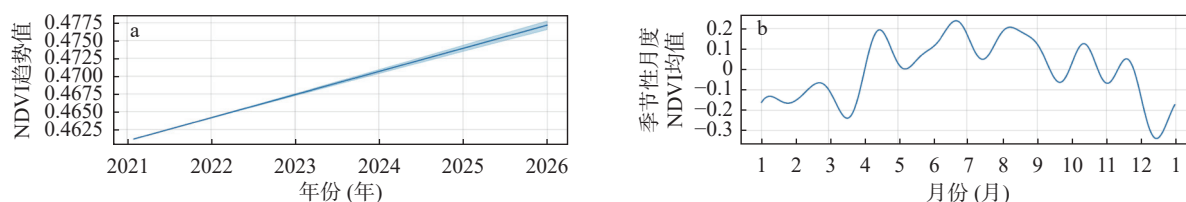


图 7 Prophet 模型预测下的武汉市 2021-2026 年 NDVI 趋势值 (a) 和季节性月度 NDVI 均值 (b) 曲线

Fig. 7 NDVI trend values (a) and seasonal monthly NDVI averages predicted by the Prophet model (b) for Wuhan City from 2021 to 2026

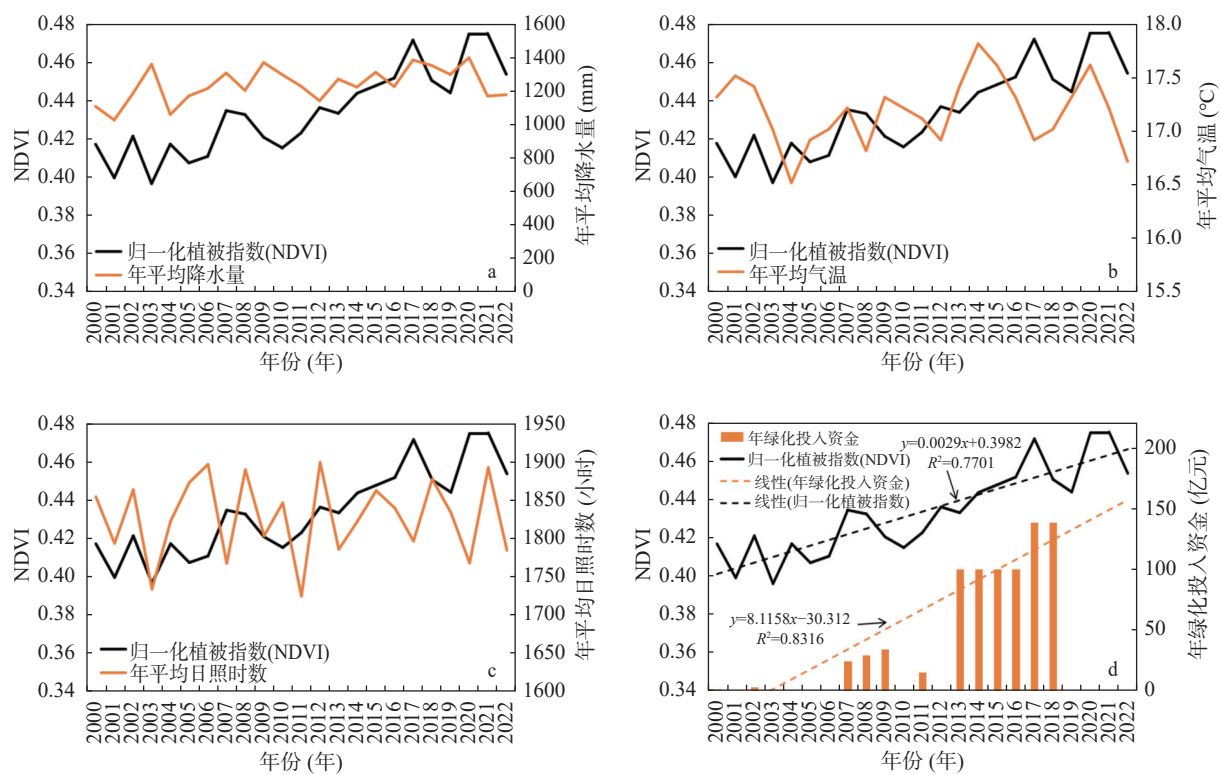


图8 武汉市2000—2022年NDVI值与年平均降水量(a)、年平均气温(b)、年平均日照时数(c)和年绿化投入资金(d)对比分析图

Fig. 8 Comparison analysis of NDVI values in Wuhan City from 2000 to 2022 with annual average precipitation (a), annual average temperature (b), annual average sunshine hours (c), and annual green space investment funds (d)

表1 皮尔逊相关系数对照表

Table 1 Pearson correlation coefficient comparison table Translation

| 相关性  | 负值        | 正值      |
|------|-----------|---------|
| 无相关性 | -0.1~0.0  | 0.0~0.1 |
| 弱相关性 | -0.3~-0.1 | 0.1~0.3 |
| 中相关性 | -0.5~-0.3 | 0.3~0.5 |
| 强相关性 | -1.0~-0.5 | 0.5~1.0 |

化曲线、月度变化曲线和空间分布图、空间分布逐年差异图、空间分布累计差异图,并分别使用ARMA模型、SARIMA模型、GRU模型、LSTM模型和Prophet模型对武汉市2021—2026年的NDVI值进行预测,分析NDVI与年平均降水量、年平均气温、年平均日照时数、年绿化投入资金等的相关性。结果表明:(1)武汉市NDVI整体呈现增长趋势,市中心城区NDVI相对较低,周边区县NDVI较高,武汉北部、南部植被覆盖较好。(2)武汉市NDVI在2000—2005年基本稳定,2005—2022年呈现增长趋势,武汉市NDVI月度均值呈现负偏态,1—8月呈现明显增长、8—12月

呈现明显降低趋势。(3)武汉市NDVI在2004—2005、2017—2018年呈现明显增长趋势,2007—2008年呈现明显降低趋势;相比2000年,2022年武汉市NDVI整体呈现增长趋势,主城区周边局部存在降低趋势。(4)时序模型预测中,2021—2025年武汉市NDVI呈现增长,4月—10月NDVI增长对2021—2025年NDVI增长贡献更明显。(5)NDVI与年平均降水量存在中等强度正相关,与年平均气温、年平均日照时数存在弱正相关性,与武汉市年绿化投入资金存在较强正相关性,武汉市年绿化资金投入增长是导致武汉市NDVI值增加的重要原因。

参考文献:

董金玮,周岩,尤南山,程曹. 2021. 2000—2022年中国30米年最大NDVI数据集[DS/OL]. 国家生态科学数据中心.

董文雪,曾源,赵玉金,赵旦,郑朝菊,衣海燕. 2018. 机载激光雷达及高光谱的森林乔木物种多样性遥感监测[J].

- 遥感学报,22(5):833-847.
- 高江波,焦珂伟,吴绍洪.2019.1982-2013年中国植被NDVI空间异质性的气候影响分析[J].地理学报,74(3):534-543.
- 湖北省武汉市.2004.武汉市城市绿化条例(2004修订)[J].发布日期:2004-07-30,生效日期:2004-07-30.
- 黄豪奔,徐海量,林涛,夏国柱.2022.2001—2020年新疆阿勒泰地区归一化植被指数时空变化特征及其对气候变化的响应[J].生态学报,42(7):2798-2809.
- 金凯,王飞,韩剑桥,史尚渝,丁文斌.2020.1982—2015年中国气候变化和人类活动对植被NDVI变化的影响[J].地理学报,75(5):961-974.
- 冷天培,马刚,殷彦高,谭瀛,周伟.2020.基于Prophet模型的江坪河水电站面板堆石坝变形预测[J].水力发电,46(6):29-34.
- 李俐,许连香,王鹏新,齐璇,王蕾.2020.基于条件植被温度指数的夏玉米生长季干旱预测研究[J].农业机械学报,51(1):139-147.
- 李威,鲁铁定,贺小星,刘瑞.2021.Prophet模型在GNSS坐标时间序列中的插值分析[J].大地测量与地球动力学,41(4):362-367+377.
- 李玉辰,李宗省,张小平,杨安乐,桂娟,薛健.2023.祁连山国家公园植被时空变化及其对人类活动的响应[J].生态学报,43(1):219-233.
- 龙思佳,汤媛媛,戴亮亮,乔双,樊旺东,余雄,孔巍巍.2023.基于改进RUSLE模型的西南土石山区水土流失评价——以湖南省龙山县为例[J].华南地质,39(4):704-712.
- 权国荣,孙军刚,李新斌,康成鑫.2023.基于小流域尺度的黄土区不同植被类型对土壤物理性质的影响[J].资源环境与工程,37(2):227-233.
- 饶姗姗,冷小鹏.2024.基于RSIV-RF模型的凉山州泥石流易发性评价[J].地质科技通报,43(1):275-287.
- 王伦澈,龚威,张森,马盈盈.2013.武汉地区植被NPP动态监测研究[J].武汉大学学报(信息科学版),38(5):548-552.
- 武汉市人民政府.2018.武汉市城市建设绿色发展实施方案(2018—2020年)(武政[2018]53号)[Z].发布日期:2018-10-30.
- 杨倩,刘目兴,王苗苗,张海林,朱强,易军.2019.武汉市典型绿地植被类型对表层土壤入渗和持水性能的影响[J].长江流域资源与环境,28(6):1324-1333.
- 杨艳蓉,侯召朕,张增信.2021.2001-2018年西南地区NDVI变化特征及影响因素[J].水土保持通报,41(2):337-344.
- 尹梦晗,艾东,叶菁.2021.长江经济带中部大都市气候变化与土地利用响应——以武汉市为例[J].中国农业大学学报,26(6):126-140.
- 赵源上,林伟芳.2023.基于皮尔逊相关系数融合密度峰值和熵权法典型场景研究[J].中国电力,56(5):193-202.
- 周丽芸,黄乐清.2024.白垩系古沙漠露头遥感特征及其识别方法——以湘东南地区红层盆地为例[J].华南地质,40(2):393-403.
- Chen Y, Ma L, Liu T X, Huang X, Sun G H. 2023. The Synergistic Effect between Precipitation and Temperature for the NDVI in Northern China from 2000 to 2018[J]. Applied Sciences, 13(14): 8425.
- Guan P, Zheng Y L. 2023. Research on Forest Phenology Prediction based on LSTM and GRU Model[J]. Journal of Resources and Ecology, 14(1): 25-34.
- Han J X, Zhang X Y, Wang J H, Zhai J Q. 2023. Geographic exploration of the driving forces of the NDVI spatial differentiation in the Upper Yellow River Basin from 2000 to 2020[J]. Sustainability, 15(3): 1922.
- Jiang L L, Liu W L, Liu B, Yuan Y, Bao A M. 2023. Monitoring vegetation sensitivity to drought events in China[J]. Science of The Total Environment, 893: 164917.
- Sun Y, Lao D Z, Ruan Y J, Huang C, Xin Q C. 2023. A Deep Learning-Based Approach to Predict Large-Scale Dynamics of Normalized Difference Vegetation Index for the Monitoring of Vegetation Activities and Stresses Using Meteorological Data[J]. Sustainability, 15(8): 6632.