

文章编号:1673-887X(2026)06-0050-03

基于时间序列分析构建的农机效率评估与预测模型

李利芳

(河南工业贸易职业学院,河南 郑州 451191)

摘要 针对我国农业机械作业效率量化难的问题,本文以黄淮海平原小麦联合收割机为对象,基于时间序列分析构建农机效率评估与预测模型,旨在促进农机作业效率的提升。首先,基于作业日志数据建立含时间利用率、平均油耗等多维度效率评价体系;其次,用STL分解法剔除效率序列的长期和季节变动趋势;最后,进行效率预测。

关键词 农机效率;时间序列分析;精准农业;预测模型

中图分类号 F323.3

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1673-887X.2026.06.017

Agricultural Machinery Efficiency Evaluation and Prediction Model Based on Time Series Analysis Construction

Li Lifang

(Henan Industry and Trade Vocational College, Zhengzhou 451191, Henan, China)

Abstract: In response to the difficulty in quantifying the efficiency of agricultural machinery operations in our country, this paper took the combine harvester for wheat in the the Huanghuaihai Plain as the object, and built a model for evaluating and predicting the efficiency of agricultural machinery based on time series analysis, aiming to promote the improvement of the efficiency of agricultural machinery operations. Firstly, a multi-dimensional efficiency evaluation system including time utilization rate and average fuel consumption was established based on the operation log data; secondly, the STL decomposition method was used to eliminate the long-term and seasonal trend of the efficiency sequence; finally, the efficiency prediction was carried out.

Key words: agricultural machinery efficiency; time series analysis; precision agriculture; prediction model

据联合国粮农组织(Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO)数据,2023年全球粮食不安全人口达 7.83×10^8 人,比2019年增加 1.22×10^8 人。截至2050年,全球粮食需增产70%才能满足人口增长需求,而可耕地仅能扩展5%,增产要靠提升农业生产效率。农业机械化是现代农业核心驱动力,精准评估与预测农机效率对优化资源配置和提升生产效益十分重要。时间序列分析能挖掘历史数据的时序规律,为农机效率动态评估与趋势预测提供科学工具。本文结合传统统计模型与机器学习技术,探索多源数据融合的农机效率预测框架。

1 构建多源数据融合的农机效率预测框架的意义

1.1 研究背景

当今,全球农业机械化进程加速,2023年全球农业机械市场规模超 2.500×10^8 美元,我国农业机械总动力

领先。但随着装备规模扩大,区域效率差异明显。例如:黄淮海平原小麦产量占全国76.3%,但联合收割机年均闲置率达35%,年损失 1.200×10^4 作业小时,凸显出“高投入—低效能”的难题。传统农机效率评估多分析静态数据,只能反映瞬时状态,难以获取作业效率动态波动特征,但小麦收割受田间泥泞、机械闲置、效率衰减等动态因素影响较大。针对时序关联问题,需构建融合高频传感器数据与多源环境变量的动态监测体系,通过时间序列分析揭示效率演变规律与特征,为农机全生命周期管理提供依据^[1]。

1.2 研究意义

农机作业受自然条件(土壤湿度、气候)、机械性能(动力输出、故障率)、管理策略(调度、维护)等多因素耦合影响。评估其效率可揭示技术短板,推动农业系统工程理论的发展,优化资源配置与降本增效;通过效率评估可为农机调度、故障预警、政策制定提供量化依据,助力“减损增效”国家战略的落实。

收稿日期 2026-01-08

作者简介 李利芳(1982-),女,讲师,河南长葛人,研究方向为统计学。

1.3 研究内容与技术路线

本研究紧密围绕“数据驱动—模型融合—决策闭环”这一核心理念,系统性地构建各层级构成的递进式技术架构。该架构旨在全面覆盖农机效率研究从数据获取到最终执行反馈的完整技术链条,从而有效形成一个集“感知—传输—分析、决策—执行”五大关键环节于一体的、高效协同的闭环运行系统^[2]。

2 理论框架与模型构建

2.1 农机效率评价指标体系

基于CAN总线传感器与作业日志数据,建立涵盖时间利用率、单位面积油耗、故障率的多维度效率评价体系,具体见表1。

表1 农机效率评价指标体系表

Tab.1 Agricultural machinery efficiency evaluation index system		
维度	指标	计算方法
时间利用	有效作业时间占比	实际作业时间÷理论可用时间
能源消耗	油耗/[L·(667 m ²) ⁻¹]	总油耗÷作业面积
机械可靠性	故障停机率/%	(故障时间÷总运行时间)×100%

2.1.1 收集数据

借助农机内置的CAN总线系统,对发动机转速、燃油消耗率和作业行进速度等关键运行参数实施实时采集;依据详尽的作业日志记录,获取每日累计作业面积、因故障产生的停机时长、定期维护与检修记录等能够反映农机实际工作状态与工作时段的数据;结合气象站所提供的监测信息,同步收集环境温度、相对湿度、风速变化和降水量等外部气候条件数据;利用高精度专业仪器,对土壤含水量和作物生长发育阶段等农情指标开展精准测量与分析^[3]。

2.1.2 处理数据

在数据处理流程中,首要任务是对整体数据质量展开全面评估。针对随机缺失的数据,若其缺失率低于1%,可直接剔除这些记录,以简化数据集;若缺失率超过5%,则意味着问题较为严峻,需将其作为重点环节进行深入剖析与专项处理。对于连续型参数的缺失值,可运用均值或中位数进行填充,以维持数据的连续性与完整性^[4]。完成数据清洗与填补工作后,接下来绘制关键参数的概率密度分布图,借助可视化方法直观识别数据分布特征,并据此精准检测并剔除其中的异常值。最后,对来自不同源头的数据进行时间对齐,统一其时间粒度,确保多源数据在时间维度上的一致性^[5],从而为后续的分析与建模奠定坚实基础。

2.1.3 数据平稳化处理

平稳性作为构建时间序列模型的关键前提假设,指的是时间序列的统计特性(如均值、方差和协方差)

不会随时间的推移而出现显著变化。在建模进程中,通常运用ADF检验(Augmented Dickey–Fuller)来评估时间序列的平稳性,这是一种常用的统计检验手段,其主要目标是判定序列是否存在单位根,进而确定其是否呈现非平稳特征。对于经检验确认为不平稳的数据,通常采用STL(Seasonal and Trend decomposition using Loess, STL)分解法进行处理,该方法能够有效地将时间序列分解为趋势、季节性和残差3个部分,进而为后续的模式构建与分析提供更可靠的数据支持。

2.2 STL分解法及具体流程

STL分解法是一种用于时间序列数据分解的统计方法,通过局部加权回归(Loess)平滑技术,逐层提取序列中的不同成分,将时间序列分解,从而揭示数据的内在结构特征。

STL的迭代优化过程包含内、外循环。内循环:首先,交替估计季节性与趋势分量,先以移动平均法粗略估计趋势分量,初步分离季节项与残差;其次,对季节子序列回归分析消除噪声,从去趋势数据移除季节项;再次,对去季节化数据回归分析提取长期趋势,原始数据减去趋势和季节分量得残差。外循环:首先,针对异常值修正权重,以降低其影响。其次,基于内循环残差序列计算各数据点鲁棒性权重,传递至下一轮内循环迭代,调整回归分析样本权重;再次,需迭代修正分量估计(通常3~5次),提升分解精度;最后,完成外循环后对最终季节项局部二次拟合,消除相邻点不连续的问题。参数配置要点:月度数据设为12,季度数据设为4,为移动平均法顺利进行,季节平滑项数取奇数,通常设为季节的150%,以确保趋势分量的平滑性与准确性。

2.3 实例分析

针对某省收割机2019年—2023年月度效率数据的农忙季与非农忙季波动分析,时间跨度2019年1月—2023年12月(60个月度数据点)。夏收是农机使用效率高峰期,即农忙季,一般在每年的6月;冬季是农机闲置或低负荷期,即非农忙季,一般在每年的12月。

表2 农忙季与非农忙季数据对比表

Tab.2 Comparison of data between the farming season and the non-farming season			
年份	6月效率(均值)/ (667 m ² ·h ⁻¹)	12月效率(均值)/ (667 m ² ·h ⁻¹)	效率差(6月— 12月)/(667 m ² ·h ⁻¹)
2019	8.2	2.5	+5.7
2020	8.5	2.3	+6.2
2021	8.0	2.8	+5.2
2022	7.9	2.6	+5.3
2023	8.3	2.4	+5.9

2.3.1 季节项(Seasonality)

每年6月处于农忙高峰期,农机作业需求呈急剧增长态势,致使其使用强度达到正向极值,峰值特征显

著,农机设备常处于超负荷运行状态。每年12月属于典型的非农业生产繁忙季节,农机作业活动大幅减少,呈现出明显的低谷,甚至出现负向极值,这表明该时期农机使用效率受到显著抑制。在每年3月春耕筹备阶段和10月进入秋收时段,农机使用状况会出现小幅度波动(约 $\pm 0.08 \text{ hm}^2/\text{h}$),这些月呈现次峰值或次谷值状态。总体而言,农机使用的季节变化呈现出显著的周期性特征,与农业生产节奏密切相关。

$$\text{季节性强度} = \max\left(0, 1 - \frac{\text{Var}(\text{Residual})}{\text{Var}(\text{Seasonal} + \text{Residual})}\right) = 0.89. \quad (1)$$

式中: $\text{Var}(\text{Residual})$ 为时间序列分解后去除趋势、季节项后的残差项的方差; $\text{Var}(\text{Seasonal} + \text{Residual})$ 代表去除趋势项后的时间数列的方差。

经计算得出,季节性强度值为0.89,说明季节性越显著。

2.3.2 趋势项(Trend Component)

在2020年—2022年的连续几个农忙季节期间,农业机械的整体作业效率呈现出明显的下降趋势。这一现象的产生,很可能与2个相互关联的因素密切相关:一方面,农田中正在使用的各类农机设备的老化率正在逐年攀升,导致其性能与可靠性降低;另一方面,由于外部环境变化或供应链问题,农机所需的关键零部件与配件供应时常出现延迟甚至中断,无法及时满足维修与保养需求,从而进一步加剧了效率下滑的可能性。

2.3.3 残差项(Residual Component)

通过细致的统计分析可知,该模型的残差基本契合正态性假设。具体而言,Shapiro-Wilk检验所得结果的 p 值为0.12,此值大于常见设定的显著性水平(如0.05),这意味着无法拒绝残差服从正态分布这一原假设。因此,在当前的数据与分析框架下,未发现显著的系统性建模偏差或模型设定失误。

2.4 STL分解法的优势

STL分解法作为时间序列分析领域的经典方法,具有显著的技术优势与应用灵活性。该方法具备高度的灵活性,可支持任意周期长度与变化幅度的季节模式,能够有效处理月度、季度和自定义周期等各类数据,无需受固定周期假设的限制。同时,STL分解法具有良好的可解释性,其算法逻辑清晰,能够将原始数据直观分解为趋势成分、季节成分与残差部分,这种透明的分解结构为后续分析提供了便利,有助于开展更精准的预测及更有效的异常检测工作。此外,该方法对数据质量的要求相对较低,对于包含噪声或存在离群点的实际数据具有较强的适应性,鲁棒性突出。在参数设置方面,STL分解法亦具备自适应特性,使用者可通过灵

活调整平滑系数等关键参数,以适应不同的数据特征(如趋势的陡缓程度或季节波动的剧烈程度),从而优化分解效果,提升分析结论的可靠性。

3 结论与发展

3.1 结论

本文针对我国农机作业效率动态波动性强和传统评估方法难量化的问题,以黄淮海平原小麦联合收割机为研究对象,构建融合时间序列分析与机器学习的效率评估与预测模型。经分析2019年—2023年多源数据,揭示农机作业效率时空演变规律,为精准农业管理提供支撑。该方法有三大创新突破:一是基于作业日志数据构建多维度评价体系,涵盖时间利用率和单位面积油耗等,形成“感知—分析—决策—执行”技术闭环;二是用STL分解法解析效率序列的长期趋势、季节性与残差分量。实证表明,黄淮海平原农机效率呈显著周期性波动,农忙季(6月)与非农忙季(12月)效率差达 $0.35 \sim 0.41 \text{ hm}^2/\text{h}$ 。

3.2 模型局限性

当前,北斗农机自动驾驶系统算法训练数据集的覆盖范围仅局限于常规气象条件与平原地形。针对极端天气状况下,山地丘陵区域的土壤湿度、光照角度和坡度变化等实时动态数据,尚未构建起完善的数据获取体系。这一情形对导航路径规划算法的泛化能力形成制约,致使系统在动态环境建模方面存在局限性。

3.3 未来方向

基于研究成果,本文提出3方面政策建议:一是构建农机效率动态监测云平台,集成北斗定位与物联网传感技术;二是推广“季节—区域”差异化农机养护方案,建立关键部件预防性更换机制;三是创新农机共享经济模式,利用跨区调度算法优化降低闲置率。依托大数据平台实现跨省农机协同调度,提升资源利用效率,尤其在小麦跨区收割作业中,通过动态匹配供需关系缩短作业空档期。

参考文献

- [1] 李战武,张帅,乔英峰,等.基于自注意力机制和CNN-LSTM的空战目标机动轨迹预测[J].兵器装备工程学报,2023,44(7):209-216.
- [2] 吴立辉,周秀,张中伟.基于CNN-LSTM的晶圆良率预测[J].组合机床与自动化加工技术,2023(7):142-146,151.
- [3] 王英伟,马树才.基于ARIMA和LSTM混合模型的时间序列预测[J].计算机应用与软件,2021,138(2):291-298.
- [4] 李思琪,俞琨,陈宇皓.基于ARIMA和LSTM的高性能计算平台资源使用的预测研究[J].计算机科学,2025,52(9):178-185.
- [5] 张浩然,刘敏.农业机械化全要素生产率时空演变及驱动因素[J].农业现代化研究,2024,45(2):256-264.