

基于神经网络模型的中储粮直属库粮食收购排队优化研究

王超¹, 刘笑静²

¹中国储备粮管理集团有限公司发展计划部, 北京

²普盛食品(北京)有限公司销售部, 北京

收稿日期: 2025年4月28日; 录用日期: 2025年5月20日; 发布日期: 2025年5月29日

摘要

针对中储粮直属库在粮食收购过程中存在的排队问题, 本文提出基于神经网络模型的排队优化方法, 通过构建的模型对粮食收购排队进行训练、分析和预测, 实现对排队流程的优化和资源的合理分配, 提高粮食收购效率, 减少排队等待时间, 为粮食收购提供更科学、高效的排队管理方案。

关键词

神经网络模型, 中储粮直属库, 粮食收购, 排队优化研究

Research on the Optimization of Grain Purchase Queue in the Directly Affiliated Warehouse of China Grain Reserves Corporation Based on Neural Network Model

Chao Wang¹, Xiaojing Liu²

¹Development Planning Department of China Grain Reserve Management Group Co., Ltd., Beijing

²Sales Department, Pu Sheng Food (Beijing) Co., Ltd., Beijing

Received: Apr. 28th, 2025; accepted: May 20th, 2025; published: May 29th, 2025

Abstract

In response to the queuing problem in the grain procurement process of China Grain Reserves Corporation's directly affiliated warehouses, this paper proposes a queuing optimization method

based on neural network models. By constructing a model to train, analyze, and predict the grain procurement queue, the optimization of the queuing process and the rational allocation of resources are achieved, improving the efficiency of grain procurement, reducing waiting time in queues, and providing a more scientific and efficient queuing management solution for grain procurement.

Keywords

Neural Network Model, Directly Affiliated Warehouse of China Grain Reserves Corporation, Grain Procurement, Research on Queue Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

粮食收购作为保障国家粮食安全、维护农民利益的关键环节,收购高效性体现的至关重要[1]。中储粮直属库作为国家委托收购的企业,在国家的粮食收购与储存体系中占据着举足轻重的地位。每年夏秋粮上市之际,直属库都会迎来众多售粮车辆。收购排队的效率不仅关乎粮食收购的进度,更直接影响着售粮农民的满意度[2]。在粮食价格波动的大背景下,中储粮直属库更是积极作为,多点开放收购农户手中余粮。在粮食收购季节直属库通过拓展服务范围、增加收购途径、提升科技检测等方式,为农民提供一系列便利服务。例如,推行预约售粮服务,让农民可以提前安排售粮时间;派员开展上门质量预检工作,在农民售粮前就对粮食质量进行初步检测。这种直属库直接收购农户的一手粮源的方式,以及采用“到库烘干”等有效手段,可以有效降低农户自行储粮过程中的损耗,助力粮食快速变现,牢牢守住农民“种粮卖得出”的底线。

中储粮直属库的粮食收购流程涵盖车辆登记、称重、质检、卸粮、结算等多个环节。每个环节都需要投入一定的时间和人力、设备资源,车辆在这些环节间依次流转,形成了一个排队系统[3]。然而,传统的排队管理方式存在诸多弊端。以往的管理方法多依赖经验和简单规则,在面对复杂多变的实际收购场景时,往往力不从心。随着大量粮农集中涌入收购点售卖粮食,在称重、检验、结算等环节,车辆常常需要长时间等待。这不仅降低了粮农的收入,打击了他们的售粮积极性,还增加了收购成本,加大了管理难度[4]。具体而言,在收购旺季,各环节处理能力有限,大量车辆集中到达,导致排队等待时间过长。人员和设备在不同时间段和环节之间分配不均衡,部分环节处理能力闲置,而部分环节却拥堵不堪,资源分配不合理[5]。此外,数据处理和分析能力的不足,使得难以对大量的收购排队相关数据进行实时、准确的处理与利用,无法提前预判排队情况并采取有效的应对措施[6]。

随着人工智能技术的飞速发展,神经网络模型凭借其强大的非线性逼近能力,在各类优化问题中得到了广泛应用[7]。将神经网络模型引入中储粮直属库收购排队系统,具有显著的优势[8]。该模型能够有效应对排队过程中的不确定性和复杂性,提升收购流程的智能化水平,实现排队的优化管理[9]。本文提出基于神经网络模型对中储粮直属库收购排队进行优化,详细研究思路和操作流程参见图1。首先,收集直属库收购相关的多维度数据,包括不同时段到达车辆数、各环节处理时间、人员配置等信息。基于这些数据构建多维度神经网络模型,模型能够深入学习收购过程中的复杂非线性关系。通过对这些关系的学习,模型可以准确预测排队长度和等待时间。依据预测结果,能够针对性地优化人员调度、设备配置

等策略, 从而减少排队时间, 提高整体收购效率, 为收购任务高效运营提供坚实保障。

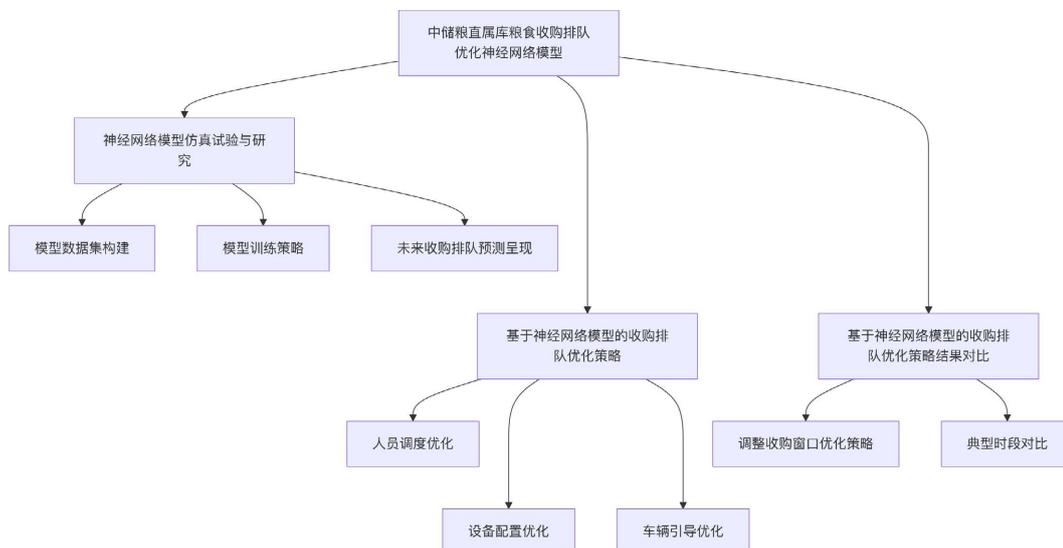


Figure 1. Research ideas for optimizing grain purchase queues
图 1. 粮食收购排队优化研究思路

2. 粮食收购排队优化神经网络模型构建

2.1. 模型数据收集与预处理

模型的构建需要收集大量的直属库粮食收购数据, 包括每日到达车辆时间、每辆车的收购业务时间(登记时间、称重时间、质检时间、卸粮时间、结算时间等), 以及相应各环节的工作人员数量、窗口、设备工作状态、“惠三农”APP 使用以及天气情况等。清洗相关数据, 去除异常值和缺失值, 确保数据的准确性和完整性, 同时为了提高模型训练的效率和稳定性, 需要对数据进行归一化处理。

2.2. 神经网络模型选择

在选择神经网络模型时, 考虑到粮食收购排队过程具有时序性和非线性关系的特点, 因此选择了循环神经网络(RNN)或其变体。其中, 长短期记忆网络(LSTM)因其在处理长期依赖问题上表现出色, 被选为主要模型结构。LSTM 能够更好地捕捉收购排队过程中各时间步之间的关系, 从而更准确地预测未来的排队情况。

2.3. 模型结构设计

LSTM 模型的结构设计包括输入层、隐藏层和输出层。输入层负责接收与收购排队相关的各类特征数据, 如当前时间点的到达车辆编号、各环节排队车辆数、各环节处理速度等。隐藏层包含若干个 LSTM 单元, 这些单元通过学习数据的时空特征来模拟排队过程。输出层则负责输出预测的排队长度和各车辆在后续环节的等待时间等关键指标。这些指标对于优化粮食收购流程、提高收购效率具有重要意义。

3. 粮食收购排队优化神经网络模型仿真试验与研究

3.1. 模型数据集构建

为开展实验, 选取某地区多个粮食收购点特定时段内的排队相关数据构建数据集。这些数据涵盖排

队人数、各环节处理时长、天气状况、排队优先级及工作星期等信息。鉴于实际获取真实数据的局限性, 本研究借助 MATLAB 软件生成模拟的收购排队数据, 具体包含到达车辆数量、各环节处理时间等特征数据, 同时对应的排队长度作为目标变量。对生成的数据进行归一化处理, 并合理划分为训练集和测试集, 调整数据维度以契合 LSTM 模型输入规范。

3.2. 模型训练策略

搭建 LSTM 神经网络模型, 利用训练集展开训练工作。在训练过程中, 精心设置学习率、训练次数等关键参数, 促使模型通过不断自我调整权重, 逐步降低预测值与实际值之间的偏差。同时, 借助验证集实时监控模型性能, 有效避免过拟合现象。最终, 使用测试集评估模型的泛化能力, 经优化后的模型能较为精准地预测粮食收购排队状况。

3.3. 未来收购排队预测呈现

利用训练好的模型, 对随机生成的反映未来一段时间特征的数据进行预测, 以了解未来排队情况。为直观展示, 生成未来 5 个工作窗口在 24 小时内的排队情况热力图。

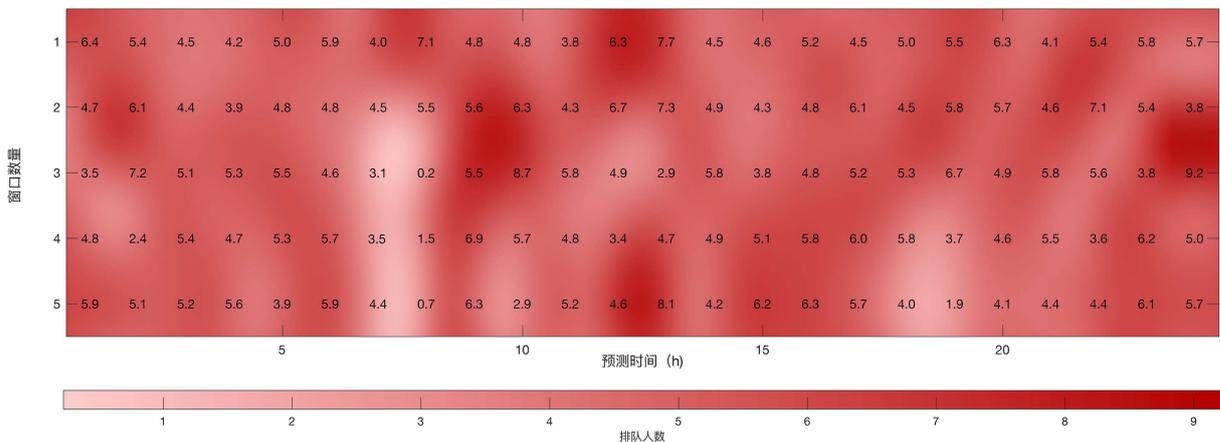


Figure 2. The number of people queuing for the next 5 windows in 24 hours

图 2. 模型预测未来 5 个窗口 24 小时排队人数情况

图 2 清晰洞察未来 24 小时排队规律, 精准掌握未来每日粮食收购排队详情。图中颜色较深区域代表排队长度较长或等待时间较长的时段与环节。图 2 预测最大拥挤发生在第 24 小时, 窗口 3, 排队人数为: 9.2, 热力图显示排队高峰主要集中在白天工作时间, 特别是上午 10:00~11:00 和下午 12:00~13:00 出现明显高峰, 建议在这些时段增加工作人员或开放更多窗口以缓解排队压力。进一步分析热力图还能探究不同特征(如到达车辆数、人员配备、设备运行状态等)与排队情况之间的内在联系。例如, 当发现到达车辆数骤增且人员配备不足时, 排队长度将明显增长。

4. 基于神经网络模型的收购排队优化策略

4.1. 人员调度优化

针对收购环节中人员配置的动态调整问题, 可以研究结合排队论与整数规划方法, 提出可量化的人员调度策略。首先, 基于神经网络模型对各环节未来 24 小时的车辆到达数进行预测, 计算当前配置下的预期等待时间。当质检环节的预测等待时间超过阈值时, 系统触发人员调配算法。该算法以最小化实际

配置与预测需求的差距为目标, 建立整数规划模型, 在总人数约束下输出最优分配方案。例如, 在早高峰时段, 系统可能建议将登记环节人员进行动态调整增加, 同时抽调称重人员支援质检环节人员。

4.2. 设备配置优化

设备设施优化是一个典型的经济成本最大化的约束问题, 需要综合考虑设备性能、采购成本和运营效益等多个维度。具体可采用线性规划或整数规划等数学方法, 结合物联网传感器实时监测设备利用率, 识别出效率值低于临界标准的卸粮设备。针对这些低效设备, 可实施增设移动式输送机、对质检地磅系统进行智能化改造等方案。移动式输送机能够提升设备交叉复用率, 而智能化改造则可通过附加传感器集群实现多功能化。此外, 引入数字化预筛技术, 利用 AI 算法减少实体试验次数, 能有效降低改造成本。

4.3. 车辆引导优化

通过集成路径规划算法与实时预测数据, 开发智能引导系统, 以电子显示屏和手机短信等方式向司机推送最优路径建议。特别是在早高峰等拥堵时段, 系统会采用动态调度策略自动调整作业流程。当检测到质检环节排队时间显著长于称重环节时, 系统会智能启动称重 - 卸粮 - 质检的并行化操作流程, 建立柔性作业体系来压缩车辆等待时间。通过大数据分析预测各环节处理时长, 可实现分钟级的精准调度。这类优化方案能显著提升作业效率, 降低运营成本, 特别是在高峰时段可大幅减少车辆平均滞留时间, 为整个收购系统带来可观的效益提升。

5. 基于调整收购窗口优化策略结果对比分析

5.1. 调整收购窗口优化策略

通过模拟增加调整窗口策略, 研究其对收购排队的影响。依据热力图预测未来可能出现排队拥挤的时间段, 在该时段采取增加收购窗口的策略。从图 3 中能够清晰看到, 增加收购窗口后, 排队情况明显改善, 热度显著下降。模拟结果显示, 若调整窗口策略的平均值较低, 表明新策略有助于减少排队; 标准差减小意味着排队情况更加稳定, 极端排队事件发生频率降低; 颜色变化则直观反映排队长度的整体优化程度, 颜色越浅代表排队状况越好。

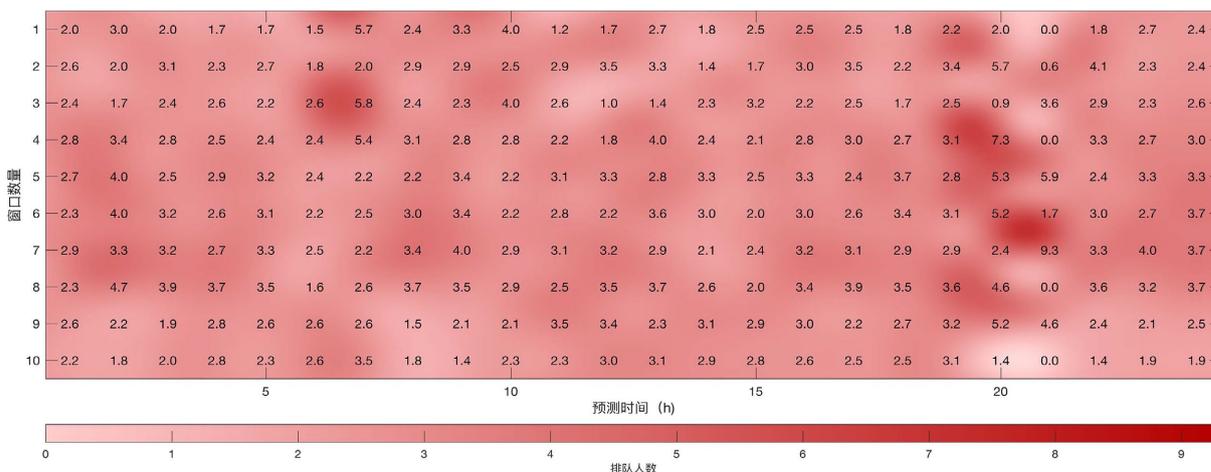


Figure 3. Queue situation in the next 24 hours after increasing the acquisition window

图 3. 增加收购窗口后未来 24 小时排队人数情况

将模型部署到实时系统, 依据实时数据动态调整收购策略, 进一步优化排队时间。深入分析不同参

数对预测结果的影响, 探寻最优配置。通过上述分析手段, 模型能够系统评估增加调整窗口策略对中储粮直属库收购排队时间的影响, 为决策提供有力的数据支撑。

5.2. 典型时段对比

优化策略的对比指标选取平均排队长度、平均等待时间以及排队长度和等待时间的波动情况进行分析。平均排队长度的降低表明整体排队状况得到改善, 例如调整前平均排队长度为 10 辆车, 调整后降至 6 辆车, 说明排队拥堵情况有所缓解。平均等待时间的缩短意味着收购效率提升, 比如调整前平均等待时间为 30 分钟, 调整后变为 20 分钟, 这对售粮农民而言是切实的体验提升。若调整前排队长度和等待时间的波动情况标准差较大, 调整后变小, 则说明调整策略使排队情况更加稳定, 减少了极端排队现象的发生。

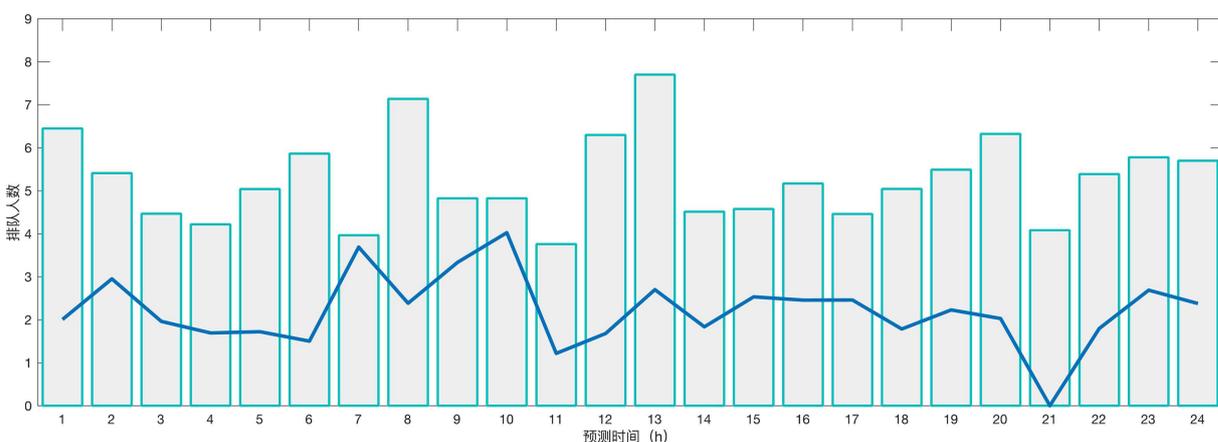


Figure 4. Changes in maximum congestion window queue after adding acquisition window
图 4. 增加收购窗口后最大拥堵窗口排队变化情况

模拟将收购窗口从 5 个增加到 10 个, 并把新增窗口数据输入训练好的神经网络模型, 再次输出热力图进行预测, 分析采用新窗口策略后排队长度的减少情况。在实际应用中, 这部分应基于实际业务逻辑和数据分析进行更精准的模拟。图 4 以窗口 1 为例, 展示了采取增加收购窗口后热力图的变化情况, 明显看出分流后, 最大拥堵人数明显下降, 说明模拟采取增加收购窗口的策略是符合实验需要的。

Table 1. Comparison of typical acquisition queue time after optimization strategy
表 1. 经优化策略后各时段收购排队时间对比

评估指标	时间段	5 窗口	10 窗口	变化情况
平均排队人数	09:00~11:00	13.4	8.5	减少 36.6%
平均排队人数	14:00~16:00	14.1	6.8	减少 51.2%
平均排队人数	其他时段	108.2	37.8	减少 65.1%
平均值	全时段	5.3	2.3	减少 56.7%
波动情况	峰值时段	1.1	0.8	减少 27.3%

表 1 呈现了经优化策略后典型时段收购排队时间的对比情况。仿真实验结果表明, 相较于对照组, 应用神经网络模型优化策略后的实验组成效显著。重点时段 09:00~11:00 和 14:00~16:00 的平均排队长度

分别缩短了 36.6%和 51.2%，其他时段平均等待时间减少了 65.1%，全时段整体下降了 56.7%，收购效率大幅提高，排队售粮人数显著减少。

6. 结论与展望

6.1. 研究结论

本文提出的基于神经网络模型的中储粮直属库收购排队优化方法，通过对海量收购数据的深度分析以及模型的学习训练，能够精准预测排队情况，并依据预测结果实施一系列优化策略，成功对收购排队系统进行优化。该方法有效提升了中储粮直属库的收购效率，改善了售粮农民的体验，具有较高的实用价值。

6.2. 研究展望

未来研究可从以下几个方面进一步完善：其一，进一步扩充模型输入数据，融合天气、政策变动等更多影响排队效率的因素；其二，探索更先进的神经网络技术与算法，提升模型的性能与准确性；其三，将优化方案拓展至多直属库协同收购的场景，实现更大范围的粮食收购流程优化。

参考文献

- [1] 陈秀文, 张静. 全程护航秋粮收购助农舒心卖粮[J]. 中国粮食经济, 2025(1): 31-33.
- [2] 赵瑞华. 推动粮食和物资储备工作上质量上水平上台阶[N]. 粮油市场报, 2024-12-28(B04).
- [3] 王琳. 中储粮加力采购小麦迎“冬日暖阳”[N]. 粮油市场报, 2025-01-23(003).
- [4] 曹婷. 中储粮成都储藏院: 科技赋能绿色储粮[J]. 国资报告, 2025(1): 110-113.
- [5] 崔悦. 中储粮增储或提振玉米市场[N]. 粮油市场报, 2024-12-14(A03).
- [6] 陈代昌, 李可. 对粮食收购新情况的思考[J]. 粮食问题研究, 2005(6): 12-13.
- [7] 王刚, 宋思睿. 农村消费增长趋势预测优化模型构建——基于面板计量与 SCG-BP 神经网络[J]. 商业经济研究, 2025(7): 56-60.
- [8] 郭文锋. 基于深度学习的粮食产量预测模型研究[J]. 现代农业科技, 2024(24): 197-200.
- [9] 黄永诗语, 曾莹. 基于 BP 神经网络的粮食-耕地生态安全耦合协调研究[J]. 湖北工业大学学报, 2024, 39(4): 106-111.