

基于 Monte Carlo 指数平滑订单预测与决策分析

杨玮, 张堃, 赵晶, 罗洋洋
(陕西科技大学, 西安 710021)

摘要: **目的** 为了解决电商企业订单到达的不确定性和仓储运营的特殊性造成的人员配置不合理问题, 提出一种构建基于订单预测和产线平衡为目标的 Monte Carlo 季节指数平滑和作业产能模型。**方法** 应用概率统计方法解决信息不完全下单预测问题。通过该方法对季节指数平滑法中的平滑系数进行优化, 以修正预测模型, 然后用 Crystal ball 软件对预测值进行产线调度优化。**结果** 算例分析表明, 使用该方法进行预测时, 精度提高了 45%, 并将预测值用于拣选作业产能安排, 确定了最优人员数量和工时分配方案。**结论** 可以为电商类企业提供准确的订单预测信息, 以及合理的作业人员配置方案, 提高了企业的运行效率。

关键词: Monte Carlo; 订单预测; 产能调度

中图分类号: F224 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)05-0155-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.05.021

Forecast and Decision Analysis of Exponential Smoothing Order Based on Monte Carlo

YANG Wei, ZHANG Kun, ZHAO Jing, LUO Yang-yang

(Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

ABSTRACT: The paper aims to propose a Monte Carlo seasonal exponential smoothing and job capacity model based on order forecasting and production line balance, to solve the problem of unreasonable staffing caused by the uncertainty of the order arrival of e-commerce enterprises and the particularity of warehousing operations. The probabilistic statistical method was used to solve the problem of incomplete ordering. The smoothing coefficient in the seasonal exponential smoothing method was optimized by this method to modify the prediction model. And then the software-Crystal ball was used to optimize the production line scheduling. The analysis of the example showed that when this method was used for prediction, the accuracy was improved by 45%. The predicted value was used for the sorting operation capacity arrangement and the optimal number of people and the distribution of working hours were determined. It can provide accurate forecasting information for e-commerce companies, as well as reasonable staffing solutions to improve business efficiency.

KEY WORDS: monte carlo; order forecast; production scheduling

伴随互联网技术的发展, 电子商务也迅速发展起来。电商企业具有订单量大、批次多、小批量的特点, 如何快速有效地将货物送到客户的手中, 成为电商企业发展至关重要的问题。订单预测的准确与否决定订单处理时长, 但绝对准确的预测是不可能的^[1-2], 只

有通过科学可行的方法预测出贴近实际的数据, 因此利用较为准确的预测方法和建立有效的决策模型, 得到合理的人员配置数量, 才能使企业在激烈的竞争中取得巨大优势。

国内外学者对订单预测和资源配置有多种研究

收稿日期: 2018-11-14

作者简介: 杨玮 (1972—), 女, 博士, 陕西科技大学教授、硕导, 主要研究方向为智能立体仓库优化调度。

方案,这对文中的研究有着借鉴意义。王旭坪^[3]等为求解最小订单履行时间问题提出三级启发算法,研究表明,该算法能有效缩短订单完成时间,降低运输车辆等待时间,提高运行效率。詹卫许^[4]利用季节指数平滑法改进灰色模型,并提出一种基于马尔科夫过程的残差修正法来预测和提高准确率。Kin Keung Lai^[5]提出了一种融合指数平滑和神经网络的混合协同模型用于金融时间序列预测。实验结果表明,混合协同方法可以用作金融时间序列预测的替代解决方案。龚晓^[6]利用动态三次指数平滑法和传统三次指数平滑法对上海车牌拍卖成交月均价进行预测,通过对预测分析得到动态三次指数平滑法更优。贡文伟^[7]文章通过灰色理论与指数平滑法建立综合需求预测模型,研究表明综合模型可靠性和实用性更高。孟吉伟^[8]文章在蒙特卡洛原理基础上应用限定概率三时估计法对企业订单投产过程进行模拟仿真,为企业生产计划与排程提供参考意见。Jiahao Li^[9]研究了基于 LASSO 的模型和动态因子模型的预测可以进一步降低均方预测误差 (MSFE)。刘飏^[10]针对半导体企业订单复杂性,通过滑动平均法与指数平滑法建立客户订单预测模型,对两者仿真结果对比分析。吴利丰^[11]在进行新产品成本估算时,将加权距离比重贴适度作为平滑系数从而提高预测精度。李根^[12]在对手提订单量的短期发展趋势预测中,通过分析自回归移动平均 (ARMA) 模型建模的基础上,借助数据进行科学的预测。

上述研究中较多使用灰色预测和马尔科夫法对平滑系数进行优化再进行指数平滑预测,以解决数据滞后,预测精度低等问题。这种确定性的系数优化方法,会对数据的随机性产生影响,且精度水平低。电商企业订单容易受促销活动影响,如何在信息不完全的情况下,实现订单准确预测是文章研究的重点。文中提出基于蒙特卡洛非确定概率仿真优化平滑系数,确定平滑系数的概率分布,从而建立系数离散分段函数。利用蒙特卡洛下 crystal ball (简称 CB) 软件实现概率拟合仿真、决策分析,对建立的仓储作业产能模型优化求解,以实现仓储运营的柔性化,降低人力成本。

1 问题描述

目前,电商企业采用简单移动平均法对仓储中心订单到达量进行预测,实行加权移动平均法,根据实际确定参考期订单浮动水平,对其分配权重,参考取值 10%~20%。预测结果的精确度取决于对历史订单增长率信息的掌握,且预测精度容易受预测人员主观影响,因此这种方法适用性较小,难以推广使用。研究一种预测精度高、可重复操作的方法对降低电商企业运营成本是至关重要的。基于蒙特卡洛非确定概率

优化的指数平滑法在设计过程中不仅考虑了以上问题,同时还考虑以下问题:如何将预测结果用于仓储运营调度决策,实现仓储作业资源快速流动。这里,对仓储作业进行优化包括了确定作业强度分配、人员利用,同时在构建仓储作业决策模型,考虑实际仓储作业人员与作业强度相关工时的限制约束,并以此为双变量进行仿真预测、决策分析,为电商调度中心产能安排提供决策信息。

$$Y_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t y_i \quad (1)$$

式中: Y_{t+1} 为 $t+1$ 期预测值; n 为移动周期,添加权重的移动平均预测模型可表述为:

$$Q_i = \frac{S_{i-1} + S_{i-2}}{2} \quad (2)$$

$$Q_i^{(1)} = \left(\frac{S_{i-1} + S_{i-2}}{2} \right) \times (1 \pm k\%) \quad (3)$$

$$Q_i^{(2)} = \left(\frac{\frac{S_{i-1}}{1 \pm k} + S_{i-2}}{2} \right) \quad (4)$$

$$Q_i^{(3)} = \left(\frac{\frac{S_{i-2}}{1 \pm k} + S_{i-1}}{2} \right) \quad (5)$$

Q_i 为下一周订单量; S_i 为某周期历史订单量; $Q_i^{(j)}$ 为根据实际节假日促销浮动模型。根据环比增长率 k 和已掌握的数据变化信息选择预测模型。

2 基于 Monte Carlo 改进指数平滑法

2.1 预测方法的提出

经典的季节性指数平滑法主要适应于研究对象具有明显周期变化且数据呈现持续增长或下降变化。利用 CB 对该方法进行验证,以某电商企业 6 个月周订单为例,如图 1 中实线曲线代表历史值,虚线曲线表示预测值,预测曲线与原始值整体走向基本一致,但在数据变化的“拐点”处出现数据滞后的问题,季节性指数平滑方法在预测过程中,考虑数据增长的周期性、随机性与趋势性 3 个影响因素,而季节指数是影响季节指数预测中周期变化的主要指标,因此,可对其输入变量——季节指数进行优化,以提高指数平滑法的预测精度。

$$S_t = \alpha \times \frac{X_t}{C_{t-1}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (6)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (7)$$

$$c_t = \frac{\beta \times X_t}{S_t} + (1 - \beta) \times c_{t-1} \quad (8)$$

式中: α, β, γ 为平滑系数; l 为周期长度; t 为预测的第 t 时刻; S_t 为第 t 期指数平滑预测; b_t 为估计

增长趋势量, c_t 为对季节指数的估计; N 为序列数; X_t 为预测误差; $\hat{X}$ 平均误差, 精度指标绝对百分误差见式 (10)。

$$X_{t-r} = (S_t + b_t \times r) \times c_{t-l+r} \quad (9)$$

$$\eta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\hat{X}} \quad (10)$$

根据式 (6—9) 计算 $t-r$ 期预测期 X_{t-r} 。

2.2 建立 Monte Carlo 修正指数平滑法

为提高季节指数平滑法预测的精确度, 在应用中根据数据变化特点选定初始系数 α , β , γ 通过调整 S_t , b_t 和 c_t 对预测值进行修正。针对电商企业订单变化的特殊性, 文中提出对季节指数 c_t 采用 Monte Carlo 概率修正法。该方法是建立在对 c_t 进行大规模概率统计分析的基础上, 对影响预测走势的关键点采用特殊赋值法, 即“拐点值”用所符合的概率函数予以赋值, 具体步骤如下所述。

1) 按订单曲线图, 给出一个初始值, 通过式 (6—8) 计算初始趋势值 S_t 、趋势增量 b_t 、季节指数 c_t 。

2) 以原始序列变化剧烈程度选定^[14]平滑系数取 0.3~0.5, 以步长 $t=0.1$ 对 α , β , γ 进行优化取值。预测精度采用平均绝对百分误差 η 和均方误差 MSE 最小评估。

3) 将精度指标 MSE 和 η 与加权重移动平均法对比, 当该方法 MSE 和 η 分别小于移动平均法, 进行下一步操作, 否则, 循环执行步骤 1)~3)。

4) 选择其中精度最高的并对其周期指数 C 值用 Monte Carlo 仿真拟合, 并利用 CB 提供的 X_2 , $K-S$, $A-D$ 进行拟合优度的检验。当满足 $K-S \leq 0.3$, $A-D \leq 1.5$, 卡方 $X_2 \leq 5$ 三者中一个可说明该种拟合函数优良。

5) 对检验优良的 C 值拟合分布取 $C_{\max}$, $C_{\min}$, 并按照上述步骤 4) 对历史订单数据进行概率拟合。

$$X_{t+1} = (S_t + b_t) \times c_t \quad (11)$$

$$X_{t+1} = (S_t + b_t) \times C_{\min} \quad (12)$$

$$X_{t+1} = (S_t + b_t) \times C_{\max} \quad (13)$$

$$C = \begin{cases} c_i & i = \{p|p = [-\infty, p_k]\} \\ c_j & j = \{p|p = [p_k, p_j]\} \\ c_{\max k} & k = \{p|p = [p_j, +\infty]\} \end{cases} \quad (14)$$

6) 对比分析历史订单概率分布中间值与平均值对应的概率值, 预估未来促销概率, 确定季节指数的取值范围并选择修正模型式 (11—13) 得到预测值, 以解决信息不完备性问题。式 (14) 将季节指数作为分段函数取值, 以调整优化周期, $C_{\max}$ 值用于预测企业未来促销, 订单将上升; $C_{\min}$ 用于促销结束订单迅

速回落, c_t 作为非周期模型。该方法建立在大量订单数据分析统计基础上, 数据的完备性越强, 精度预测越高。

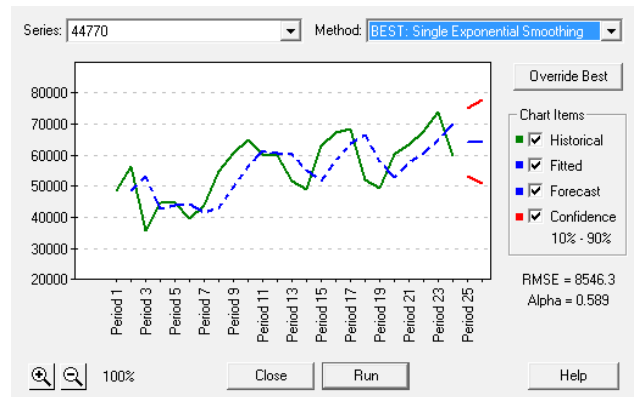


图 1 指数平滑法模拟预测

Fig.1 Exponential smoothing simulation prediction

3 建立仓储产能模型

3.1 模型假设

- 1) 同区内拣选的效率为 v_1 , 不同区拣选的效率为 v_2 。
- 2) 工人的拣选效率均相同且平均为 v 。
- 3) 工人准时到岗和下班, 工作时长为 9 h。
- 4) 保证生产的持续性, 工人无请假现象。

3.2 基于预测订单下仓储产能模型

$$S(q) = f(v) \times t \times n - x \quad (15)$$

S 为缺少量; $f(v)$ 为每小时订单完成量; t 为工作时间; n 为工作人数; x 为每日订单量。为了保证订单量在有效时间内出库, 令 $S(q) = 0$, $n = x / f(v) \times t$ 代表某时刻实现产能均衡。模型的展开式为:

$$S(q) = f(v_1) \times t \times n_1 + f(v_2) \times (8-t) \times n_2 - x \quad (16)$$

约束变量:

$$\begin{cases} n_1 + n_2 \geq 7 \\ 0 \leq t \leq 8 \\ n_1 \geq 1, n_2 \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

3.3 基于 CB 决策分析

文中通过 CB 对订单到达量 x 、拣选效率 v 以及拣选时间 t 仿真模拟, 确定订单到达量、拣选效率与拣选时间的概率分布函数, 并利用 CB 风险决策功能, 对模型进行求解。利用 CB 实现对仓库作业调度问题进行寻优时, 关键要确定变量的概率分布, 从概率分布函数中取得随机变量, 得到求解模型的最优调度方案, 具体步骤如下所述。

- 1) 将延迟出库模型在 CB 中建立电子单元表。

2) 对订单到达量 x 、拣选效率 v 、拣选时间 t ，由已知数据确定其拟合分布。
 3) 将 x 、 v 、 t 定义为输入假设随机变量。
 4) 将延迟出库量作为输出预测变量。
 5) 重复运行仿真模型，得到不同变量模拟下的调度组合，根据不同优化目标，选择最优作业调度方案。

4 算例分析

4.1 服装百货仓周期订单预测

以某电商企业储存中心的服装百货运营情况和人员配置进行研究，用周订单作为预测单位，调研得到企业半年内的周订单数据以及企业使用加权移动平均法的预测值。该企业对加权比重设置 0~5%，5~10%，10%~20%，20%~40%等 4 个区间，按照计划部门的产品销售信息和对比环比增加率，选择权重指数。采用该方法预测时，存在高达 17.89%，19.27% 的预测误差率，故该方法在订单预测时误差过大，订单预测信息失真。

修正模型结合季节指数分布与订单 Beta 分布函数，根据已知订单 Beta 分布对比概率分布最大、最小值，平均值与中间值发生的概率值，对未来订单变化信息进行预估，分为最大、最小和一般 3 种模型。

文中具体以系数 α 、 β 、 γ 分别等于 0.5 为例，计算季节指数 C 值见表 1，并用 CB 对其拟合，见图 2，其符合 Logistic 分布；同时，对某期订单确定概率拟合见图 3，以作为 Monte Carlo 修正季节指数的依据，根据以上信息，确定预测模型。预测最大、最小模型以概率 0.01 对应的指数为边界取值得到 $C_{\max}=1.3$ ， $C_{\min}=0.8$ 。针对一般模型，根据贝塔分布确定 C 的分界点，取概率为 0.01 对应的 C 作为极大值 $C_{\max k}$ ，带

入预测模型，并给出 C 值分段。

$$C = \begin{cases} 0.92 & i = \{p|p = [-\infty, 0.05]\} \\ 1.14 & j = \{p|p = [0.05, 0.95]\} \\ 1.30 & k = \{p|p = [0.95, +\infty]\} \end{cases} \quad (18)$$

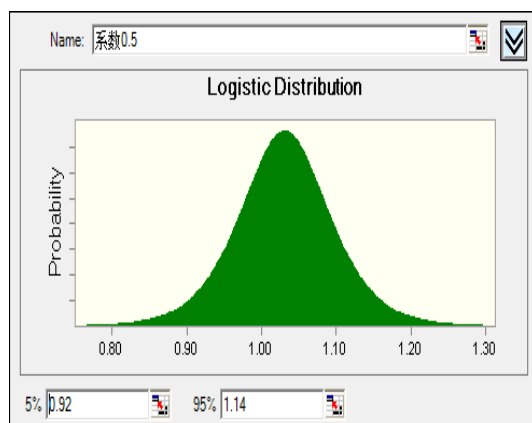


图 2 系数 0.5 拟合
Fig.2 Coefficient 0.5 fit

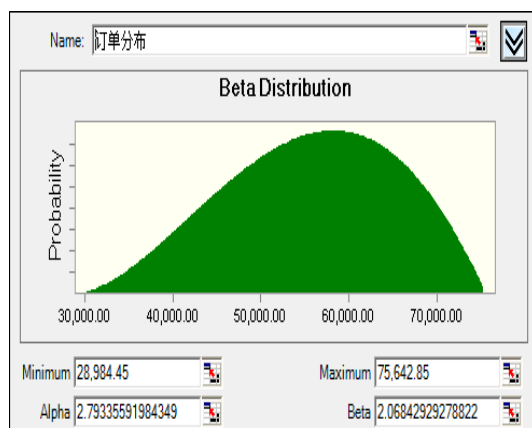


图 3 订单分布
Fig.3 Order map

表 1 季节指数计算值 ($C=0.5$)
Tab.1 Calculated value of season index ($C=0.5$)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0.966	1.052	1.213	0.769	0.9827	1.1005	1.0634	1.0422	0.9943	0.9769
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1.0485	0.9755	0.9924	1.0589	1.0919	1.0456	1.0803	1.0714	0.9901	0.9628

计算得到加调整因子的移动平均法百分误差率 η 为 6.67%，误差标准差 MSE 为 2380。Monte Carlo 修正指数平滑在 α 、 γ 、 $\beta=0.5$ 时， η 值与 MSE 值分别为 3.39，1528。通过对比，使用 Monte Carlo 修正指数平滑法预测精度高，精度提高了 45%。绘制出了历史值与预测值的曲线见图 4，菱形折线表示历史订单曲线，三角折线表示加权移动法预测曲线，圆点折线表示 Monte Carlo 修正指数平滑预测曲线，图像显示使

用 Monte Carlo 修正预测法曲线的拟合度高，曲线周期基本一致，说明该方法在电商企业订单预测的适用性，而且操作简单，使用价值高。

4.2 电商仓储作业资源优化

以某电商的服装百货仓一个季度的日订单到达量为例进行资源配置优化，对订单到达量仿真拟合见图 5。

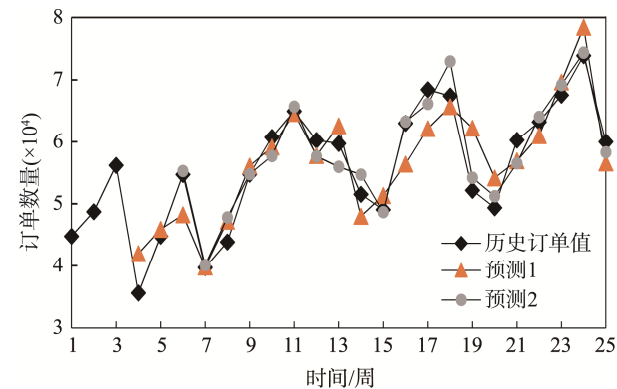


图 4 预测曲线拟合对比
Fig.4 Fitting comparison map of predictive curve

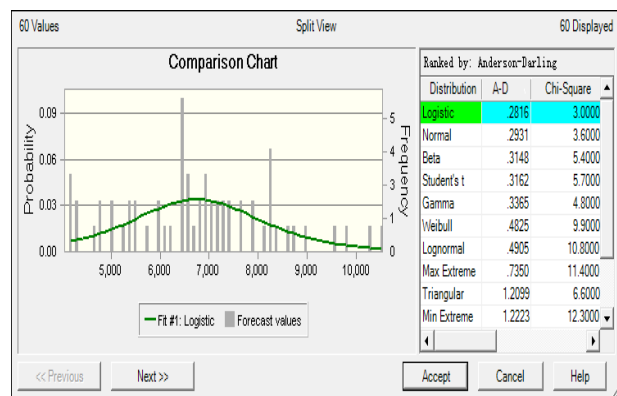


图 5 日订单概率拟合
Fig.5 Probability fit map of daily order

通过 A-D 和 Chi-Square 的值均小于检验值，证明订单遵循逻辑分布，参数 mean 和 scale 分别为 6746 和 88 227，利用 Monte Carlo 修正指数平滑法对某日订单到达量进行预测。

电商企业在实际运营中，为保证仓库产线平衡运

转，拣选员的任务单中包括同区拣选与跨区拣选任务，同区拣选行走距离少，拣选效率高，作业强度低，跨区拣选则反之^[15]。在拣选作业开始时，为使打包台人员不闲置，以作业效率最高为优化目标进行调度，增加同区拣选任务，并增加同区拣选人员，拣选效率迅速上升。当运行一定时间后，产线趋于稳定，调度员将以产线平衡原则分配任务单，因此拣选效率稳定在一定水平。订单拣选量与时间之间的关系可采用 Excel 进行分析，得到的四次多项式拟合关系见图 6，拟合曲线 R^2 值越接近 1，说明两者关系越密切， $R=0.8841$ ，可用于拟合两者关系。

由于拣选效率与作业时间均有限，因此关系式中，约束时间 $t_{\min}=0.1$ 对应的拣选量为 108 件货物； $t_{\max}=8.25$ 代表由于下班前订单量突然增加，员工快速完成拣选任务以完成当天拣选任务，单位拣选量达到最大为 120 件。将预测值（订单到达量、拣选效率 v_2 ）作为假设变量，将延迟出库订单作为假设预测输出，绘制电子模拟表见图 7。

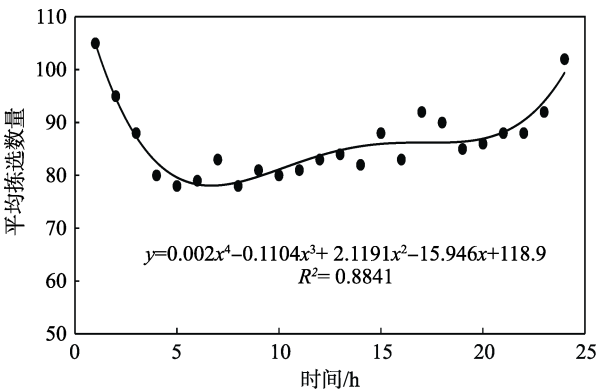


图 6 拣选效率与时间的关系
Fig.6 Picking efficiency versus time

=(B4*MIN(B9,C9)-B6*MIN(B10,C10))*B7+8*B6*MIN(B10,C10)-B2						
A	B	C	D	E	F	G
1	件	分布函数				
2	订单到达量 X	正态分布				
3						
4	同区单位拣选量:v1	116.7990768				
5			最大值:	最小值:	最可能值:	
6	跨区单位拣选量:v2	57	三角分布	70	52	63
7	同区拣选时间: t	8.2	均匀分布	最大值: 9/时 最小值: 1/时		
8	需求量: 人	计划值				
9	同区拣选员: n1	7	6			
10	跨区拣选员: n2	4	2			
11						
12	延迟出库量: s	81.71457856				
13	延迟出库量=剩余产能					
14	剩余产能:	实际产能-产能需求量				
15	实际产能:	同区单位拣选量*同区工作时间*同区工作人数+跨区单位拣选量*跨区工作时间*跨区工作人数				
16	产能需求量	订单到达量				

图 7 CB 模拟作业调度电子表
Fig.7 Excel for scheduling of CB simulation

图7中B2、B6为订单到达和跨区拣选假设变量,订单到达量符合Logistics分布;跨区单位拣选值按照经验值以最小、最大和最可能值确定为三角概率分布。B12表示输出预测量:延迟出库值,该变量是以剩余产能=实际产能-产能需求量,并将剩余产能用延迟出库量表示,求解剩余产能最小值。B7、B9、B10表示决策变量:同区拣选时间,同区作业人员与跨区工作人员。设定仿真模型运行10 000次,

模型运行耗时3000 s输出计算结果,得到图8调度组合表,确定同、跨区作业下延迟出库量。文中根据企业实际仓库准时出库率95%设定,并将Monte Carlo修正预测日订单到达量,得到短缺产能最大为360件,意味每日由拣选造成的订单延迟出库最多可为360件,且最大产能剩余值为360。将在[-360, 360]区间内的值作为衡量标准,以此证明仓库作业是否达到产销均衡。

A	B	C	D	E	F	G	H
Trend Chart	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员	同区计划拣选人员
Overlay Chart	(3)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Forecast Charts							
跨区计划拣选人员 (3)	-2975.571379	-2506.354227	-2052.206164	-1571.201922	-1094.664031	-625.6566384	-144.6478889
跨区计划拣选人员 (4)	-2843.174683	-2385.680067	-1908.824606	-1422.921273	-957.0091667	-463.7619476	-4.886781796
跨区计划拣选人员 (5)	-2720.130294	-2255.307238	-1771.880524	-1285.542116	-817.6837716	-327.597456	139.5885577
跨区计划拣选人员 (6)	-2591.556065	-2093.928786	-1638.588885	-1149.356869	-678.9641028	-179.0696503	286.767361
跨区计划拣选人员 (7)	-2449.356828	-1949.554557	-1482.666115	-1004.605473	-523.2288097	-53.20001102	411.6062486
跨区计划拣选人员 (8)	-2314.4244	-1824.580952	-1354.077046	-866.6960592	-401.284557	83.60383158	547.0335567
跨区计划拣选人员 (9)	-2165.512447	-1697.084922	-1204.554285	-737.4384438	-263.6722001	221.3632692	698.884701
跨区计划拣选人员 (10)	-2015.779897	-1559.44786	-1071.305492	-588.1072094	-120.9022208	354.744101	829.6531544

图8 产销作业调度组合

Fig.8 Production and sales operation scheduling combination

通过图8将满足出库和入库设置结果统计得到实现产销均衡的所有组合,见表2,其中正数表示产能有剩余,负值表示延迟出库的单量。以降低企业人力成本为优化目标,最终确定以同区12人和跨区6人、同区12人和跨区5人、同区13人和跨区3人3种组合作为较优解,并以同样的方法将作业时间 t 和拣选人数为变量,求解人员拣选作业最优时间调度,并分析得到产销均衡化下作业时间、人员分配见表3。

表2 产销平衡同、跨区人员的组合

Tab.2 Production and sales balance, cross-regional personnel combination

跨区	同区拣选							
拣选	3	4	5	6	7	8	9	10
11							-264	-121
12			-328	-179	-53	84	222	
13	-344	-5	140	287				

从企业仓库作业均衡化分析最优方案是以人员成本最小组合(13, 3),拣选总人数16时,求解作业强度均衡为(13, 4.75),即同区作业时间最优为4.75 h,跨区作业为4.25 h将实现同、跨区作业的均衡化。从人性化方面分析,当同区拣选时间增加时,作业人员行走距离将相应降低,从而减少由满载时间增加引起

的劳动强度,故以劳动强度最小下作业成本最小为目标,得到以同区拣选最优组合为(12, 6.5),代表同区作业时间6.5 h,拣选人员需安排12人,且跨区作业人员5名,实现产销平衡。实际运营过程,可根据不同企业其运营特点、目标要求调整不同的优化方案,因此可为企业调度提供决策信息。

表3 产销平衡作业时间、人员的组合

Tab.3 Production and sales balance operation time, personnel combination

拣选人数	拣选时间/h			
	4.75	5.33	5.91	6.5
12			-338	-60
13	-360	-110	95	

5 结语

文中利用Monte Carlo修正指数平滑法对电商企业订单到达量进行预测,并就预测订单值建立仓储拣选中心产能调度模型,解决了由于电商企业订单变化剧烈而使原预测方法精度差的问题,同时,也解决了调度运营中心作业人员安排与产能分配。算例表明,所建立的修正指数平滑法预测模型能够有效地解决电商企业订单预测与产能调度问题,可降低电商企业

持有库存、人员成本并实现平衡产能的目标。该模型推广到其他电商企业的订单预测与仓储产能调度问题, 操作简单, 具有较高的适用性。

参考文献:

- [1] 华晓晖, 闫秀霞. 基于神经网络的订单预测研究[J]. 华东经济管理, 2007, 21(2): 108—110.
HUA Xiao-hui, YAN Xiu-xia. The Study of Order s Forecast Based on Neural Network[J]. East China Economic Management, 2007, 21(2): 108—110.
- [2] 葛彦强, 汪向征, 王爱民. 改进灰色神经网络的冰箱订单需求预测研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(5): 219—222.
GE Yan-qiang, WANG Xiang-zheng, WANG Ai-min. Research on Forecasting Demand of Refrigerator Order Based on Improved Gray Neural Network[J]. Computer Simulation, 2012, 29(5): 219—222.
- [3] 王旭坪, 张珺, 易彩玉. B2C 电子商务环境下订单拣选与配送联合调度优化[J]. 中国管理科学, 2016, 24(7): 101—109.
WANG Xu-ping, ZHANG Jun, YI Cai-yu. Joint Scheduling Optimization of Order Picking and Distribution in B2C E-commerce Environment[J]. Chinese Management Science, 2016, 24(7): 101—109.
- [4] 詹卫许, 钱淑钗, 印鉴. 月度用电量灰色预测改进模型[J]. 南方电网技术, 2012, 6(5): 92—96.
ZHAN Wei-xu, QIAN Shu-chai, YIN Jian. Monthly Electricity Consumption Gray Prediction Improvement Model[J]. Southern Power System Technology, 2012, 6(5): 92—96.
- [5] KIN K L, YU L, WANG S Y. Hybridizing Exponential Smoothing and Neural Network for Financial Time Series Predication[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006(6): 28—31.
- [6] 龚晓, 郭进利. 基于三次指数平滑法的沪牌拍卖月均价预测[J]. 上海理工大学学报, 2018, 40(1): 27—32.
GONG Xiao, GUO Jin-li. Prediction of Monthly Average Price of Shanghai Brand Auction Based on Cubic Exponential Smoothing Method[J]. Journal of Shanghai University of Technology, 2018, 40(1): 27—32.
- [7] 贡文伟, 黄晶. 基于灰色理论与指数平滑法的需求预测综合模型[J]. 统计与决策, 2017(1): 72—76.
GONG Wen-wei, HUANG Jing. Comprehensive Model of Demand Forecast Based on Grey Theory and Exponential Smoothing Method[J]. Statistics and Decision, 2017(1): 72—76.
- [8] 孟吉伟, 王少华, 陈晓, 等. 基于蒙特卡洛的串行生产系统订单交货期可靠性研究[J]. 机械设计与制造, 2013(7): 245—246.
MENG Ji-wei, WANG Shao-hua, CHEN Xiao, et al. Research on the Reliability of Order Delivery Time of Serial Production System Based on Monte Carlo[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2013(7): 245—246.
- [9] LI J H, CHEN W Y. Forecasting Macroeconomic Time Series: LASSO-based Approaches and Their Forecast Combinations with Dynamic Factor Models[J]. International Journal of Forecasting, 2014, 30(4): 96—105.
- [10] 刘飏, 戴敏, 张志胜, 等. 基于滑动平均订单预测的半导体生产库存模型[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(2): 324—330.
LIU Yang, DAI Min, ZHANG Zhi-sheng, et al. Semiconductor Production Inventory Model Based on Moving Average Order Forecasting[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(2): 324—330.
- [11] KATHLEEN S. Factors that Affect the Improvement of Demand Forecast Accuracy Through Point-of-sale Reporting[J]. European Journal of Operational Research, 2017(260): 171—182.
- [12] 吴利丰, 刘思峰, 方志耕, 等. 基于新贴近度的产品成本测算指数平滑模型[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(3): 555—558.
WU Li-feng, LIU Si-feng, FANG Zhi-geng, et al. Product Cost Estimation Exponential Smoothing Model Based on New Closeness[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(3): 555—558.
- [13] 李根, 赵金楼, 苏屹. 基于 ARMA 模型的世界集装箱船手持订单量预测研究[J]. 科技管理研究, 2012, 32(16): 217—221.
LI Gen, ZHAO Jin-lou, SU Yi. Research on Forecast of Handled Order Quantity of World Container Ships Based on ARMA Model[J]. Science and Technology Management Research, 2012, 32(16): 217—221.
- [14] 张标, 张领先, 傅泽田, 等. 基于季节指数的蔬菜价格变动趋势分析及预测[J]. 北方园艺, 2017(18): 185—191.
ZHANG Biao, ZHANG Ling-xian, FU Ze-tian, WANG Jie-qiong. Analysis and Forecast of Vegetable Price Change Trend Based on Seasonal Index[J]. Northern Horticulture, 2017(18): 185—191.
- [15] 廖耀华, 粟时平, 康军胜, 等. 基于改进指数平滑法和马尔科夫模型的风速预测研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(1): 85—89.
LIAO Yao-hua, SU Shi-ping, KANG Jun-sheng, et al. Research on Wind Speed Prediction Based on Improved Exponential Smoothing Method and Markov Model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(1): 85—89.
- [16] 刘晨, 蒙丹花, 方玮宸, 等. 多品种小批量订单型企业生产调度优化[J]. 包装工程, 2016, 37(11): 93—99.
LIU Chen, MENG Dan-hua, FANG Wei-chen, et al. Optimization of Production Scheduling for Multi-variety and Small-lot Order Enterprises[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(11): 93—99.