Advances in Applied Mathematics 应用数学进展, 2026, 15(11), 257-269
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/aam
https://doi.org/10.12677/aam.2026.1511448

Hans汉斯

需求不确定性下物流人力容量配置研究

张范若琳

辽宁师范大学数学学院，辽宁 大连

收稿日期：2026年10月19日；录用日期：2026年11月13日；发布日期：2026年11月19日

摘　要

物流需求的随机波动和预测误差会导致确定性人员配置方案出现系统性缺员风险，实践中常对所有时段采用统一的冗余比例，这种做法没有考虑不同时段预测误差具有差异性。本文提出一种数据驱动的分小时风险预算方法，利用前一日已知信息对次日各小时揽收任务量进行日前预测，在独立的校准期内收集各小时的样本外预测误差，以误差的经验分位数作为该小时应预留的安全余量，构建预测风险预算的整数规划模型，得到班次配置和网点常备快递员规模。研究在物流需求存在预测误差且误差风险随作业时段和需求状态变化的情况下，如何从历史数据中学习风险预算，并将需求侧不确定性逐层传递至班次容量、短期人力配置和长期常备人员规模，从而量化企业为提高服务可靠性需要支付的额外人力成本。

关键词

风险预算，数据驱动，预测误差，末端物流，快递排班

Workforce Capacity Planning in Logistics under Demand Uncertainty

Fanruolin Zhang

School of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning

Received: October 19, 2026; accepted: November 13, 2026; published: November 19, 2026

Abstract

Random fluctuations in logistics demand and forecasting errors can lead to systematic understaffing risks in deterministic workforce allocation plans. In practice, a uniform redundancy ratio is often applied across all time periods, yet this approach fails to account for the heterogeneity of forecasting errors across different operational periods. This paper proposes a data-driven, hourly-level risk budgeting approach. Using information available up to the previous day, the proposed method

文章引用: 张范若琳. 需求不确定性下物流人力容量配置研究[J]. 应用数学进展, 2026, 15(11): 257-269.
DOI: 10.12677/aam.2026.1511448

produces day-ahead forecasts of hourly parcel pickup volumes. Out-of-sample forecasting errors for each hour are collected over an independent calibration period, and their empirical quantiles are taken as the safety margin to be reserved for that hour. An integer programming model that incorporates these forecasting risk budgets is then formulated to optimize shift schedules and determine the permanent courier workforce level required at each service station. Under the setting where logistics demand is subject to forecasting errors whose associated risks vary across operational periods and demand states, this study examines how risk budgets can be learned from historical data and how demand-side uncertainty is propagated layer by layer into shift capacity requirements, short-term staffing decisions, and long-term permanent workforce levels, thereby quantifying the additional labor cost that a firm must pay to improve service reliability.

Keywords

Risk Budgeting, Data-Driven, Forecasting Errors, Last-Mile Logistics, Courier Shift Scheduling

Copyright © 2026 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

随着快递业务量持续增长，快递网点作为物流网络的末端节点，快递员承担着揽收作业，再送入干线网络的职责，是网点主要的人力成本来源。网点通常需要在前一天结束时确定次日各时段快递员的数量安排，涉及到次日各小时实际任务量的预测。若按预测值刚好匹配人力，一旦需求被低估，揽收任务会出现积压和延误，若统一提高冗余比例，又会在需求稳定阶段出现人员闲置的情况。因此，快递网点面临着在需求不确定下预测误差应转化为多少额外人力以及时段匹配问题。

人员排班是运筹学的经典问题，Dantzig [1]最早用集合覆盖型整数规划描述班次配置，这类研究大多假设各时段需求已知，重点在于如何用最少的人满足给定需求。在物流节点的人员配置方面，薛运涛等[2]用自回归差分移动平均模型(ARIMA)预测分拣中心货量，再将预测值作为已知需求输入排班模型中；晋守博等[3]也采用了先预测后排班的思路，主要都是面向分拣中心等场内作业。末端揽收研究侧重路径和时间预测，较少讨论网点快递员的配置规模；物流节点排班研究又多把点预测当作准确需求直接输入优化模型，没有基于预测误差考虑，而少数量化了风险预算的研究主要停留在预测层面，缺少进一步风险传递到班次人数和长期人员规模的工作。综合上述，快递网点面临的问题没有得到直接回答。

基于上述缺口，本文提出分小时风险预算方法：用历史预测误差的分位数来决定每个小时需要多少安全容量，再把它传递到班次人数和长期人员规模，并用完全没有参与学习的测试集数据检验结果。主要工作如下：提出分小时风险预算。在独立的校准集内收集各小时样本外预测误差，以其经验分位数确定该小时的安全容量，使安全容量由数据和目标可靠性 β 共同决定，而不再依赖经验比例。将风险传递到人力决策。把预测值与风险预算作为规划需求输入班次整数规划，得到每日班次人数和长期人员规模，从而量化提高可靠性所需的额外人力。给出可靠性–人力容量前沿。在严格的训练、校准、测试三段划分下，将本文方法与确定性方案和固定比例冗余对比，展示不同可靠性目标对应的人力代价。开展跨城市外部验证。将本文方法迁移至需求规模、运营窗口和预测难度都不同的上海数据，检验结论是否依赖单一城市的特殊性。如图 1 所示。

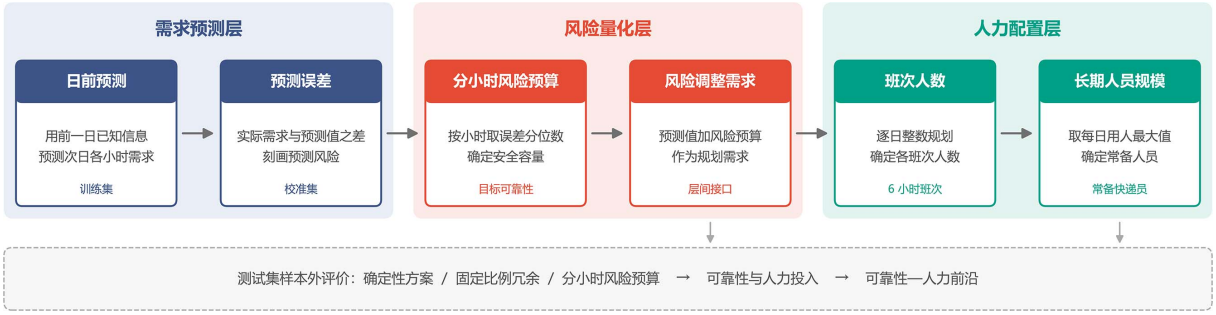


Figure 1. Flowchart
图 1.流程图

2. 数据、需求特征与预测误差分析

2.1. 数据来源与预处理

本文以吉林地区物流任务数据为研究对象，覆盖 665 名快递员。本文以接单时刻作为揽收需求产生的时刻，按小时聚合后，得到 2022 年 5 月 1 日至 10 月 29 日共 182 天的小时需求序列，构成第 d 天第 t 小时的实际需求

$$Q_{dt}=\sum_{i}\mathbb{I}\left(\text{date}\left(\tau_i\right)=d,\text{hour}\left(\tau_i\right)=t\right),\quad t=0,1,\cdots,23. \tag{1}$$

在进行数据预处理时，首先对原始任务记录进行完整性和重复性检查，根据任务唯一标识识别重复记录。然后统一任务时间字段格式，提取日期、小时等时间属性。在此基础上，将同一日期、同一小时内的任务记录进行汇总，形成小时任务需求。而对于连续时间轴中未出现数据的时段，则将需求量记为 0，构造出完整连续的时间需求序列。

2.2. 需求特征

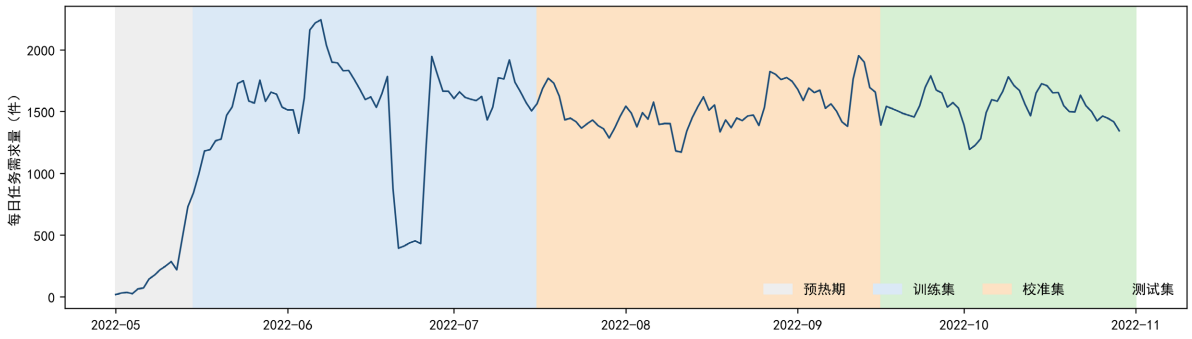


Figure 2. Daily demand and dataset partition diagram
图 2. 每日需求与数据集划分图

图 2 给出了每日需求，可以看出 5 月上中旬业务需求处于爬坡期，日需求从 18 件快速增长到 1500 余件；6 月 21~25 日出现异常低谷，日需求仅约 400 件；7 月之后需求趋于稳定，每日在 1200~1950 件之间波动。

2.3. 时间粒度选择

时间粒度决定了预测、风险估计和排班三个环节的对象。数据同时提供了 1 小时和 30 分钟两种聚合

结果，30 分钟粒度没有改善稀疏性，零需求比例反而更高，而小时聚合能够较完整保留日内需求结构，能形成非常清晰的周期预测和残差风险结构，同时与后续班次容量决策尺度相匹配。同时考虑到现实因素，快递员接单后还需要上门揽收，完成一单通常要跨越数十分钟，揽收工作量实际上分布在接单之后的一段时间内。按 30 分钟配置人力，会把接单时刻的波动误当作工作量的波动，1 小时粒度则能平滑这种接单与上门之间的时间差。因此本文模型采用 1 小时。如图 3 所示。

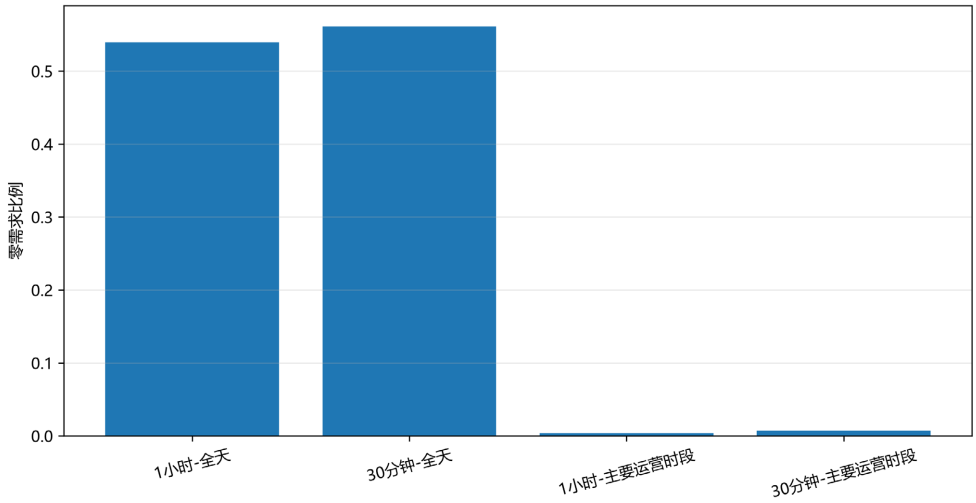


Figure 3. Zero-demand proportion under different time granularities
图 3. 不同时间粒度下零需求比例图

2.4. 连续运营窗口识别

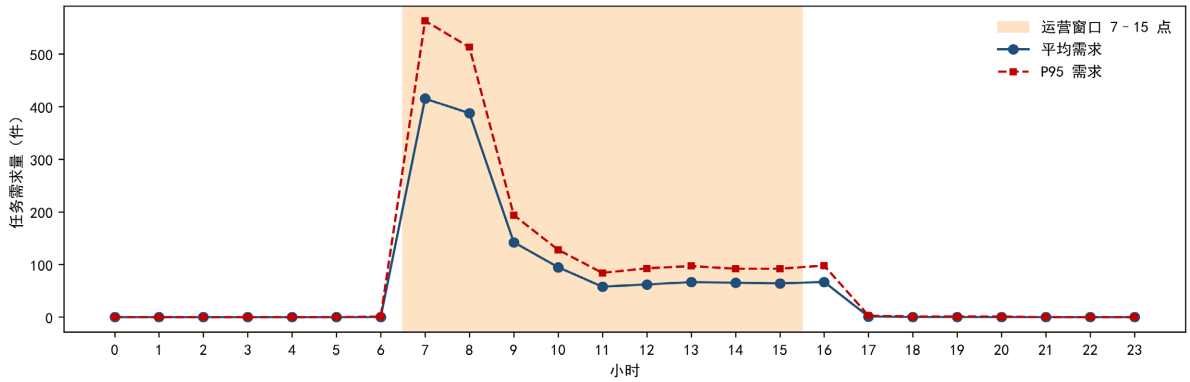


Figure 4. Hourly demand and continuous operation windows
图 4. 各小时需求与连续运营窗口图

图 4 给出了各小时的平均需求。需求具有明显日内集中性：7、8 点是高峰，平均分别为 415 件和 388 件，两个小时合计占全天需求的 56.4%；9 点后逐步下降，11~16 点稳定在每小时 58~67 件，夜间几乎没有任务。后续班次模型只围绕连续运营窗口生成候选班次。

2.5. 数据集划分

本文按时间顺序把数据分为四段，各段互不重叠，见表 1。

Table 1. Dataset partition
表 1. 数据集划分

数据段	日期	天数	用途
预热期	05-01 至 05-14	14	构造历史特征
训练集	05-15 至 07-15	62	拟合预测模型
校准集	07-16 至 09-15	62	构建风险预算
测试集	09-16 至 10-29	44	样本外评价

为避免直接使用训练集残差低估预测风险，所以，本文按照时间顺序将数据进行划分，分为预热期训练集、校准集和测试集。理由为如图 2 所示，训练集、校准集和测试集的日均需求分别为 1518、1526 和 1538 件，三段水平接近，说明用前期数据学习、后期数据检验是合理的。训练集内的 6 月下旬低谷保留在训练数据中，使预测模型见过异常波动。其中，训练集用于拟合预测模型，校准集用于计算样本外预测误差并构造风险预算，测试集用于最终评价，不参与任何参数学习。

3. 日前需求预测与风险预算

前面分析表明，物流需求不仅具有明显的日内集中性，而且高峰时段与普通时段之间存在较大的需求水平差异。但是，需求水平本身不能反映人力资源配置面临的预测风险。因此，进一步建立日前需求预测模型，利用样本外预测误差刻画不同小时的需求不确定性。

3.1. 日前需求预测模型

考虑到物流人力安排具有提前计划属性，因此采用日前预测机制。对于第 d 日的任务需求，在第 $d-1$ 日结束时一次性完成第 d 日全部运营小时的需求预测。因此，预测模型只能使用截至第 $d-1$ 日已经观测到的信息，而不能使用第 d 日盘中实际需求，以避免未来信息泄漏。

$$\bar{Q}_{d-1,t}^{(7)} = \frac{1}{7}\sum_{k=1}^{7} Q_{d-k,t},$$

$$\sigma_{d-1,t}^{(7)} = \sqrt{\frac{1}{6}\sum_{k=1}^{7}\left(Q_{d-k,t} - \bar{Q}_{d-1,t}^{(7)}\right)^2},$$

$$S_{d-1} = \sum_{t=0}^{23} Q_{d-1,t}.$$

记预测特征集合为 $Z_{dt} = \left\{Q_{d-1,t}, Q_{d-7,t}, \bar{Q}_{d-1,t}^{(7)}, \sigma_{d-1,t}^{(7)}, S_{d-1}, t, w_d\right\}$，日前需求预测模型为

$$\hat{Q}_{dt} = \max\left\{0, f\left(Z_{dt}\right)\right\}, \tag{2}$$

其中，$f(\cdot)$ 为直方图梯度提升回归模型，在训练集上以平方损失拟合

$$f = \arg\min_g \sum_{d\in D^{\mathrm{tr}}}\sum_{t\in T^{\mathrm{op}}}\left(Q_{dt} - g\left(Z_{dt}\right)\right)^2, \tag{3}$$

其中，$\hat{Q}_{dt}$ 为第 d 日第 t 小时的预测需求，S_{d-1} 为前一天总需求。本文预测模型主要用于获得稳定的日前预测结果，并为后续预测误差分析提供基础。

此外，本文采用直方图梯度提升回归模型，主要基于物流需求数据的潜在非线性特征。该模型能够利用树结构刻画特征与需求之间可能存在的非线性关系，并利用直方分箱机制提高计算效率。同时，模

型输出的连续型需求预测值，可用于后续预测误差分析、风险预算计算及人力容量配置，为本文后续研究提供预测基础。

3.2. 预测误差

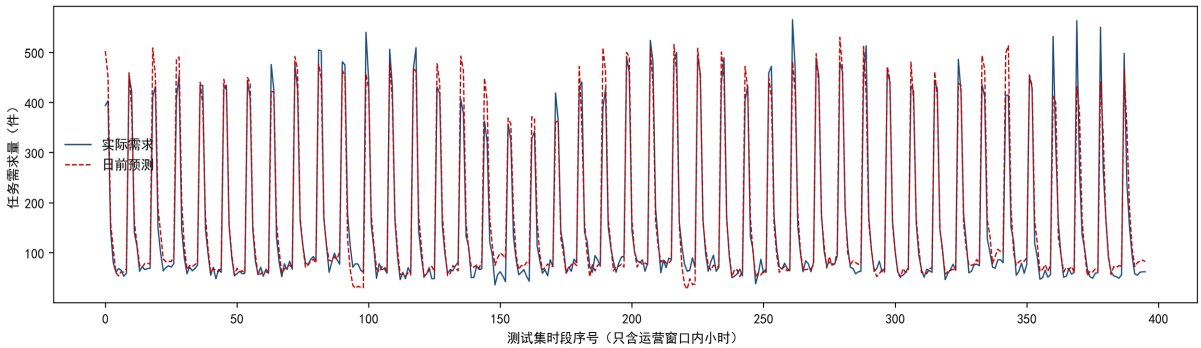


Figure 5. Diagram of actual demand and day-ahead forecast on test set
图 5. 测试集实际需求与日前预测图

定义预测误差为

$$e_{dt} = Q_{dt} - \hat{Q}_{dt}.$$

当 $e_{dt} > 0$ 时，表示实际需求高于预测需求，即出现需求低估。这种误差可能进一步导致人力容量不足，因此后续重点关注预测误差的上尾风险。如图 5 所示。

3.3. 预测误差的时段异质性

为考察不同小时的预测风险是否一致，本文对校准集各小时预测误差进行分组分析。

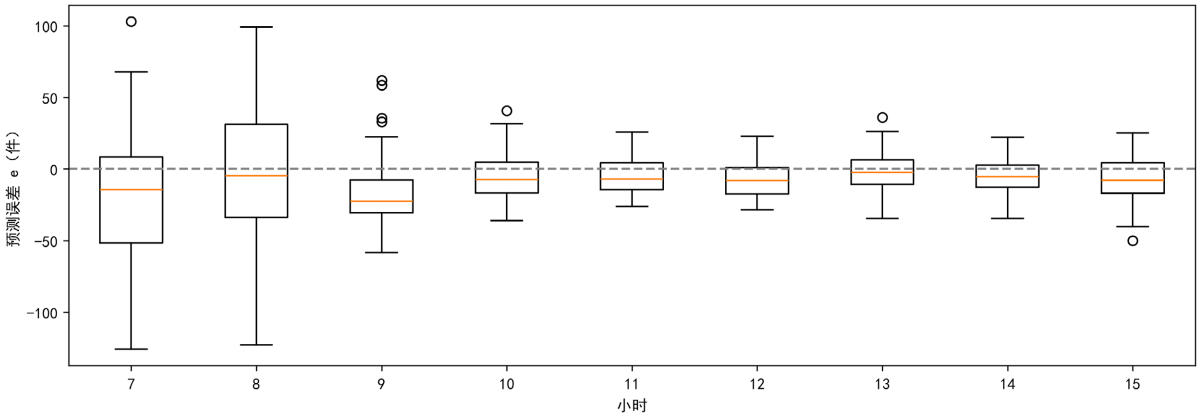


Figure 6. Diagram of hourly forecast error distribution on calibration set
图 6. 校准集各小时预测误差分布图

观察图 6 可以看出，不同小时预测误差的波动程度存在明显差异。其中，7、8 时的误差范围明显更大，而中午及下午部分时段相对稳定。这说明，预测不确定性具有明显时段异质性。

因此，若所有小时统一使用固定的冗余比例，可能出现高风险时段保障不足、低风险时段配置过度的问题。所以，本文进一步构造分小时风险预算。

3.4. 分小时风险预测

对于时间 t，定义校准期预测误差集合为

$$E_t = \left\{ e_{dt} : d \in \mathcal{D}^{\text{cal}} \right\}, \quad t \in \mathcal{T}^{\text{op}}, \tag{4}$$

设目标可靠性水平为 β，则该小时预测误差的经验 β 分位数为

$$q_\beta(E_t) = e_{(k)} + (p-k)\left(e_{(k+1)} - e_{(k)}\right),$$

小时 t 的风险预算定义为

$$r_t(\beta) = \max\left\{0, q_\beta(E_t)\right\},$$

其中，$q_\beta(E_t)$ 表示该小时预测误差的 β 分位数。

风险预算表示在日前预测需求基础上，为防范预测低估而额外预留的任务处理容量。安全容量由该小时的预测误差决定，而不是由需求大小决定；二是安全容量与企业设定的可靠性目标 β 直接对应，便于管理者理解和调整。

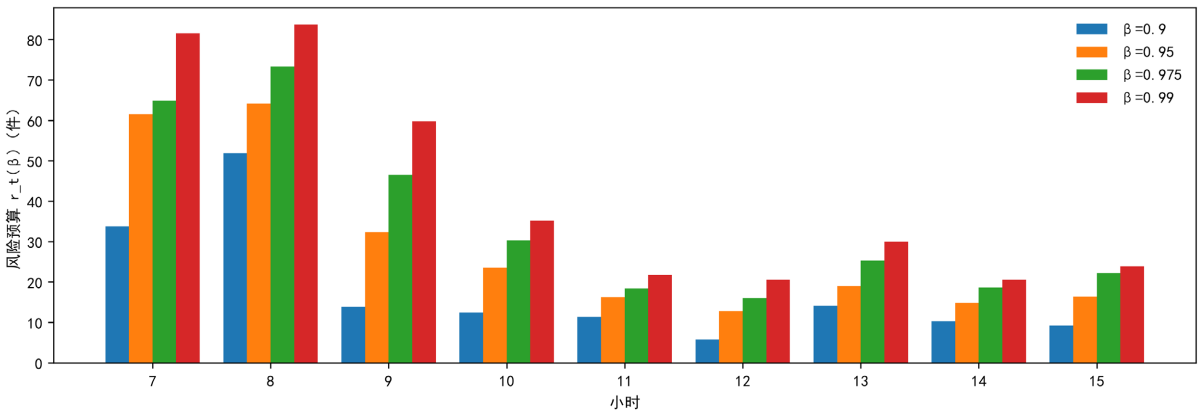


Figure 7. Diagram of hourly risk budget
图 7. 分小时风险预算图

观察图 7，从结果可以看出，7、8 时等高峰时段的风险预算明显高于其他时段。同时，随着目标可靠性 β 提高，各小时风险预算总体增加，这说明更高的可靠性需要配置更多安全容量。

需要说明的是，本文当前采用的单边风险预算主要用于防范需求预测低估所引发的缺员风险，这与末端物流揽收作业对时效性和服务可靠性的要求有关。当实际需求超过预测需求及相应安全容量时，可能会造成揽收延误，并进一步影响后续环节。相比之下，短时剩余处理能力所对应的资源闲置损失难以仅凭现有需求数据准确衡量。因此，本文优先控制缺员风险，并未直接将冗余容量的货币成本纳入模型。

从理论上看，现有的单边风险预算可以进一步扩展为同时考虑缺员与冗余容量的双边风险预算。设 C_u 和 C_o 分别表示单位缺员惩罚成本与单位冗余容量成本。则双边风险预算可表示为

$$\min_{r_t \geq 0}\left\{C_u \mathbb{E}\left[(e_{dt} - r_t)^+\right] + C_o \mathbb{E}\left[(r_t - e_{dt})^+\right]\right\},$$

其中，$(x)^+ = \max\{0, x\}$。第一项刻画实际需求超过预测需求及安全容量增量时产生的缺员损失，第二项刻画安全容量增量超过实际预测误差时形成的冗余容量成本。在预测误差分布连续且相关期望有限的条件下，该模型对应最优分位数为

$$\beta^* = \frac{C_u}{C_u + C_o},$$

因此，最优安全容量增量可以表示为

$$r_t^* = \max\left\{0, q_{\beta^*}\left(E_t\right)\right\},$$

其中，$q_{\beta^*}\left(E_t\right)$ 表示校准期第 t 小时预测误差集合 E_t 的 β^* 分位数。

由此可见，缺员成本与冗余成本的相对大小决定了风险预算的分位数水平。当缺员成本相对较高时，最优分位数趋近于较高水平，模型倾向于配置更多安全容量以降低缺员风险。本文现有单边风险预算可以理解为优先控制缺员风险的一种决策设定，而上述双边模型则提供了进一步纳入冗余成本的理论扩展方向。

本文当前的风险预算主要依据分时段预测误差构造，尚未显式刻画不同时段误差之间的联合分布。考虑到相邻时段的预测误差可能存在时间相关性，未来可进一步研究多时段联合风险预算方法，分析误差相关结构对人员配置、服务可靠性及运营成本的影响，并探索通过跨时段资源协调改善人力配置效率的可能性。

3.5. 风险调整需求

在获得日前点预测和分小时风险预算后，进一步构造风险调整需求

$$D_{dt} = \hat{Q}_{dt} + r_t\left(\beta\right),$$

其中，$\hat{Q}_{dt}$ 表示对未来实际任务量的基础预测，而 $r_t\left(\beta\right)$ 表示为防范预测低估而配置的额外安全容量，D_{dt} 为后续人力配置模型实际需求满足的规划需求。

3.6. 连续运营窗口

由于全天约一半的小时没有需求，本文只在连续运营窗口 $\mathcal{T}^{\mathrm{op}} = \left(\cdot\right)$ 内安排班次，取能覆盖至少 ρ 比例历史需求的最短连续区间。

$$\min_{0 \le t_L \le t_U \le 23}\left(t_U - t_L + 1\right) \quad \text{s.t.} \quad \frac{\sum_{d \in \mathcal{D}^{\mathrm{tr}} \cup \mathcal{D}^{\mathrm{cal}}} \sum_{t=t_L}^{t_U} Q_{dt}}{\sum_{d \in \mathcal{D}^{\mathrm{tr}} \cup \mathcal{D}^{\mathrm{cal}}} \sum_{t=0}^{23} Q_{dt}} \ge \rho, \ \mathcal{T}^{\mathrm{op}} = \left\{t_L, t_L + 1, \cdots, t_U\right\}.$$

求和仅使用训练集和校准集。ρ 是运营口径参数，取 $\rho = 0.95$ 时，得到的窗口为 7~15 点，共 9 个小时，覆盖历史需求的 95.22%。

到此，本文完成了从预测误差到安全容量的转换：$Q_{dt} \to \hat{Q}_{dt} \to e_{dt} \to r_t\left(\beta\right) \to D_{dt}$。

后续，人力容量优化模型将以 D_{dt} 为输入，进一步确定每日排班人数及长期人员规模。

4. 人力容量优化模型

4.1. 问题描述与模型假设

1. 假设快递员接单时刻计量揽收需求，一单的工作量全部落在接单所在小时。
2. 假设所有快递员效率相同，每人每小时可完成 10 单揽收任务，不考虑疲惫和片区差异。
3. 假设第 d 日的排班只使用第 $d-1$ 日及以前的信息，当日不作临时调整。
4. 假设每小时的处理容量须覆盖当小时的规划需求，未处理的任务不转结到后续小时。
5. 假设网点只在连续运营窗口内安排揽收班次。

6. 假设班次固定为 6 小时，在运营窗口内整点开始并完整落在窗口内；每名快递员每天最多承担一个班次。

4.2. 候选班次生成

候选班次由运营窗口和班次时长自动生成，将能完整落在运营窗口内的连续 h 小时区间，都作为一个候选班次。以开始小时 s 标识班次，候选班次集合和覆盖系数为：

$$\mathcal{S}=\{s\in\mathbb{Z}:t_L\le s\le t_U-h+1\},$$

$$a_{st}=\begin{cases}1, & s\le t\le s+h-1,\\ 0, & \text{otherwise},\end{cases}\qquad s\in\mathcal{S},t\in\mathcal{T}^{\text{op}}.$$

4.3. 约束条件

(1) 第 d 日第 t 小时的处理容量：$L_{dt}=\sum_{s\in\mathcal{S}}a_{st}n_{ds}$，$Cap_{dt}=v\sum_{s\in\mathcal{S}}a_{st}n_{ds}$。

(2) 风险需求覆盖约束：每个运营小时的处理容量都不能低于风险调整需求。

(3) $v\sum_{s\in\mathcal{S}}a_{st}n_{ds}\ge\hat{Q}_{dt}+r_t(\beta)$，$\forall d\in\mathcal{D}^{\text{test}},t\in\mathcal{T}^{\text{op}}$。

(4) 常备人员约束：每名快递员每天至多承担一个班次，当日用人总数不能超过常备人员规模

$$\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds}\le K,\quad\forall d\in\mathcal{D}^{\text{test}}.$$

(5) 变量取值约束：$n_{ds}\in\mathbb{Z}_{\ge0}$，$K\in\mathbb{Z}_{\ge0}$。

4.4. 目标函数与完整模型

模型需要同时控制两类人力投入：一是规划期内的总班次人力，二是网点长期需要维持的常备人员规模。由于数据中没有工资信息，本文不引入货币成本参数，而采用两阶段(字典序)目标：首先确定企业最少需要维持多少常备人员；在不增加常备人员规模的前提下，再减少日常班次冗余。

第一阶段：$K^*=\min K$。

第二阶段：$\min\sum_{d\in\mathcal{D}^{\text{test}}}\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds}$，s.t. $K\le K^*$。

$$m_d=\min\left\{\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds}:v\sum_{s\in\mathcal{S}}a_{st}n_{ds}\ge D_{dt},\forall t\in\mathcal{T}^{\text{op}};n_{ds}\in\mathbb{Z}_{\ge0}\right\},$$

$$\min Z=\lambda\sum_d\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds}+(1-\lambda)K,$$

$$\sum_d\sum_s n_{ds}\ge\sum_d m_d,\ K\ge\max_d\sum_s n_{ds}\ge\max_d m_d.$$

5. 实验设计

5.1. 对照模型

所有模型继承上述预测结果、运营窗口等，只改变 D_{dt} 的构成方式(表 2)。

5.2. 评价指标

全部指标只在测试集上计算。记 N_{test} 为测试集运营窗口内的时段总数(44 天 × 9 小时 = 396 小时)。

可靠性 R：实际需求不超过处理容量的时段占比，另外按小时分别计算分时段可靠性 R_t，用于检查

是否出现“总体达标、个别小时严重不足”的情况。

Table 2. Benchmark models
表 2. 对照模型

模型	规划需求	参数取值
M0 确定性模型	$D_{dt}=\hat{Q}_{dt}$	-
M1 固定冗余模型	$D_{dt}=(1+\eta)\hat{Q}_{dt}$	$\eta=5\%$ 、10%、15%、20%
M2 分小时预算风险	$D_{dt}=\hat{Q}_{dt}+r_t(\beta)$	$\beta=0.90$ 、0.95、0.975、0.99

需求覆盖率 CR：被及时处理的任务占全部任务的比例

总班次人力 H 和长期人员规模 K：衡量人力投入。用可靠性–人力容量前沿描述二者的权衡。

$$R=\frac{1}{N_{\text{test}}}\sum_{d\in\mathcal{D}^{\text{test}}}\sum_{t\in\mathcal{T}^{\text{op}}}\mathbb{I}\left(Q_{dt}\le Cap_{dt}\right),\quad R_t=\frac{1}{\left|\mathcal{D}^{\text{test}}\right|}\sum_{d\in\mathcal{D}^{\text{test}}}\mathbb{I}\left(Q_{dt}\le Cap_{dt}\right),$$

$$CR=\frac{\sum_{d}\sum_{t}\min\left(Q_{dt},Cap_{dt}\right)}{\sum_{d}\sum_{t}Q_{dt}},$$

$$H=\sum_{d\in\mathcal{D}^{\text{test}}}\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds},\ K=\max_{d\in\mathcal{D}^{\text{test}}}\sum_{s\in\mathcal{S}}n_{ds},$$

$$H^m\left(R^*\right)=H_j^m+\frac{R^*-R_j^m}{R_{j+1}^m-R_j^m}\left(H_{j+1}^m-H_j^m\right),\quad R_j^m\le R^*\le R_{j+1}^m.$$

6. 实验与结果分析

6.1. 分小时风险预算

Table 3. Reliability analysis
表 3. 可靠性分析

小时	$\beta=0.9$	$\beta=0.95$	$\beta=0.975$	$\beta=0.99$	平均需求
7	33.76	61.48	64.91	81.54	415.1
8	51.84	64.12	73.35	83.72	387.5
9	13.83	32.31	46.49	59.83	142.3
10	12.48	23.53	30.29	35.31	94.8
11	11.39	16.24	18.46	21.72	57.7
12	5.79	12.78	15.94	20.56	62.0
13	14.04	18.93	25.31	30.01	66.5
14	10.33	14.82	18.57	20.61	65.4
15	9.16	16.36	22.17	23.83	64.0

从表 3 和图 7 可以看出，风险预算在小时间差异很大。在 $\beta=0.95$ 下，7~8 点约为 62~64 件，12 点只有 12.8 件，相差约 5 倍。风险预算与需求不成比例，在 $\beta=0.95$ 下，风险预算占平均需求的比例在 7 点

为 14.8%，13 点却达 28.4%、15 点为 25.6%。下午时段需求不大，但相对风险更高。固定比例冗余给所有小时加同一比例，无法反映这种差异。可靠性越高，风险预算增长越快，9 点的风险预算从 $\beta=0.90$ 的 13.8 件增到 $\beta=0.99$ 的 59.8 件，表明 9 时预测误差的上尾风险随可靠性要求提高而明显增加。

6.2. 各模型测试集结果与可靠性－人力前沿(表 4)

Table 4. Test result data of each model
表 4. 各模型测试结果数据

模型	参数	长期人员 K	总班次人力 H	可靠性 R	需求覆盖率 CR	最低小时可靠性
M0 确定性	0	63	2438	0.9015	0.9827	0.6818
M1 固定冗余	0.05	65	2560	0.9369	0.9895	0.7955
M1 固定冗余	0.1	68	2676	0.952	0.9929	0.8409
M1 固定冗余	0.15	71	2793	0.9571	0.995	0.8636
M1 固定冗余	0.2	74	2913	0.9697	0.9963	0.8864
M2 风险预算	0.9	67	2653	0.952	0.9929	0.8182
M2 风险预算	0.95	70	2785	0.9722	0.9963	0.8864
M2 风险预算	0.975	71	2825	0.9773	0.9967	0.8864
M2 风险预算	0.99	74	2915	0.9874	0.9983	0.9318

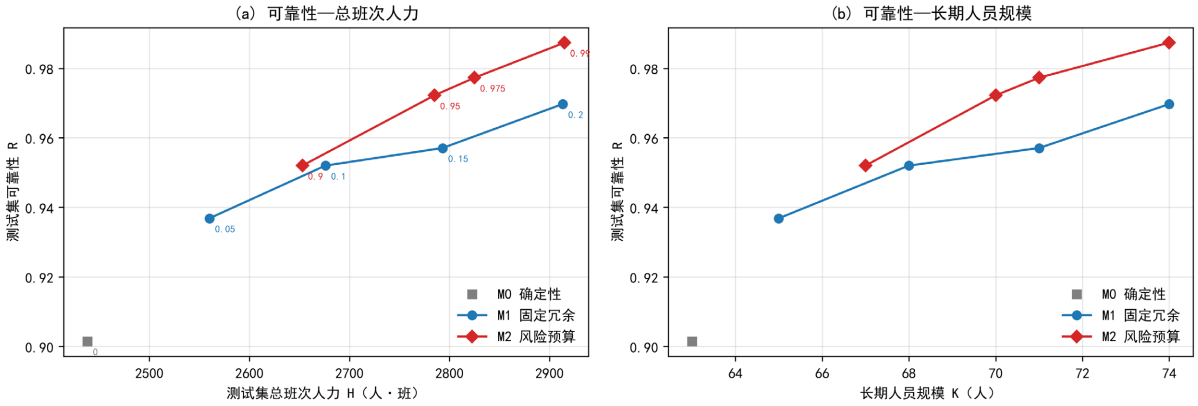


Figure 8. Diagram of reliability-manpower capacity frontier
图 8. 可靠性－人力容量前沿图

(1) 风险防护的代价。M0 只能达到 0.902 的可靠性，最差的 7 点仅为 0.682。采用 M2 ($\beta=0.95$)后，可靠性提升到 0.972，总班次人力从 2438 增加到 2785 人，长期人员从 63 人增加到 70 人，增长了 11.1%，即网点为抵御预测误差而需要付出的额外人力。

(2) 可靠性要求越高，分小时风险预算的优势越明显。在图 8(a)中，M2 的曲线始终位于 M1 上方。在两条曲线上线性插值，可靠性为 0.95 时二者所需人力基本相同(2653 与 2661)；可靠性为 0.96 时，M2 需 2705，M1 需 821，M2 节省 4.1%。M1 在所有参数下最高只达到 0.970，而 M2 少用 4.4%。

(3) 同等长期人员规模下，M2 更可靠图 8(b)中，$K=74$ 人时，M1 ($\eta=20\%$)的可靠性为 0.970，M2 ($\beta=0.99$)为 0.987。

6.3. 分时段可靠性(图 9)

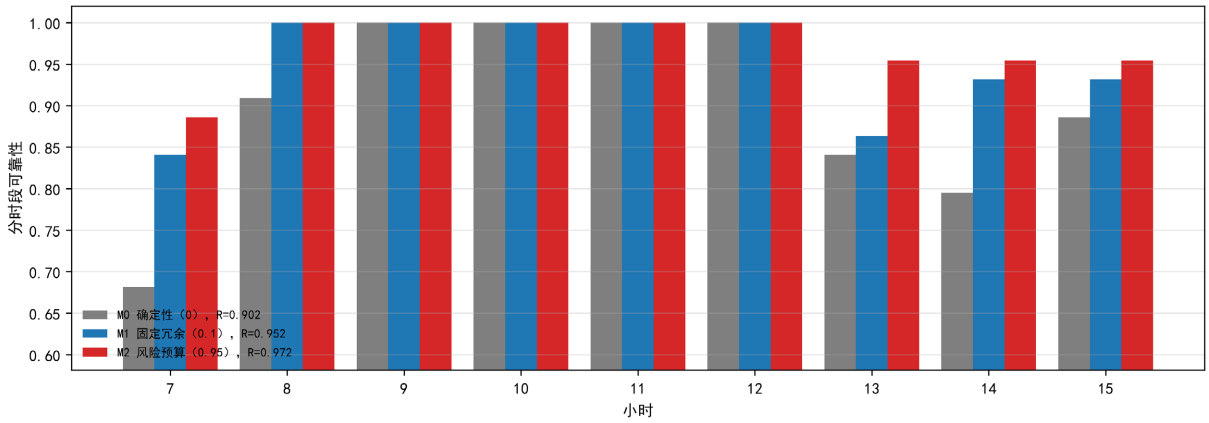


Figure 9. Diagram of hourly reliability comparison
图 9. 各小时可靠性对比图

M1 按预测值的固定比例增加容量，预测值大的高峰时段得到的安全容量多，午后预测值小的时段得到的少。但午后 13~15 点的预测误差相对其需求并不小，因此 M1 在 13 点的可靠性仅为 0.864。M2 按各小时的实际误差分配安全容量，将 13 点的可靠性提高到 0.955。另外，7 点在所有模型下都是最薄弱的时段，M2 ($\beta = 0.95$)下也只有 0.886。这是因为 7 点位于运营窗口的第一个小时，只有 7:00 开始的那一个班次能覆盖它；同时 7 点的预测误差分布重尾，校准期估计的分位数在测试期并不完全适用。第二，9~12 点在所有模型下可靠性都是 1，因为多个 6 小时班次在此重叠，班次结构本身吸收了一部分风险(表 5)。

Table 5. Reliability result data in time intervals
表 5. 分时段可靠性结果数据

小时	M0 确定性 (0)	M1 固定冗余 (0.05)	M1 固定冗余 (0.1)	M1 固定冗余 (0.15)	M1 固定冗余 (0.2)	M2 风险预算 (0.9)	M2 风险预算 (0.95)	M2 风险预算 (0.975)	M2 风险预算 (0.99)
7	0.6818	0.7955	0.8409	0.8864	0.9318	0.8182	0.8864	0.8864	0.9318
8	0.9091	0.9773	1	1	1	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1
13	0.8409	0.8683	0.8636	0.8636	0.8864	0.8864	0.9545	0.9773	0.9773
14	0.7955	0.9091	0.9318	0.9318	0.9545	0.9318	0.9545	0.9545	0.9773
15	0.8864	0.8864	0.9318	0.9318	0.9545	0.9318	0.9545	0.9773	1

7. 外部数据集验证

单一城市上的优势可能来自该城市数据的偶然结构。本节在不调整任何参数的前提下，将以上模型迁移到需求规模约为吉林地区 6 倍且测试集存在分布漂移的 LaDe 上海数据集，确定性方案的可靠性降低至 0.791，而利用本文方法仍达 0.963，班次人力增幅为 16.3%，比固定冗余少用 3.0% (表 6)。

Table 6. Verification results of Shanghai dataset
表 6. 上海数据集验证结果

模型	长期人员 K	总班次人力 H	可靠性 R	需求覆盖率 CR
M0 确定性(0)	384	13924	0.791	0.9739
M1 固定冗余(0.05)	404	14617	0.887	0.9849
M1 固定冗余(0.1)	423	15314	0.933	0.9911
M1 固定冗余(0.15)	442	16006	0.950	0.9951
M1 固定冗余(0.2)	461	16700	0.961	0.9973
M2 风险预算(0.9)	425	15736	0.943	0.9942
M2 风险预算(0.95)	436	16191	0.963	0.9961
M2 风险预算(0.975)	459	17188	0.983	0.9983
M2 风险预算(0.99)	464	17442	0.987	0.9991

验证发现：上海对风险防护的需要比吉林更迫切。不设安全容量的 M0 在上海只有 79.1%的时段不缺人，7 点的可靠性仅为 0.457，即超过一半的测试集早高峰人手不足。M2 ($\beta = 0.95$)将总体可靠性提高到 0.963。M0 的容量只在预测值之上保留取整余量和班次重叠余量，上海测试期的需求偏离使低估更为频繁，M0 的缺口随之扩大。由此可见，点预测直接排班的风险随预测误差而放大，风险预算的必要性在预测更难的网点更为突出。

风险防护的相对代价在两城相近，且不依赖处理能力 ν。将可靠性提高到约 0.96~0.97，吉林需要增加 14.2%的班次人力，上海需要增加 16.3%；两城需求规模相差 6 倍，相对代价只相差约 2 个百分点。

风险预算相对固定冗余的优势表现为人力上的确定节省，而非可靠性上的显著提高。M2 ($\beta = 0.95$) 与 M1 ($\eta = 20\%$)：在吉林，M2 少用 4.4%的班次人力，在上海少用 3.0%，常备人员在两城都少 5.4%，上海 M1 将 η 从 10%加到 20%，15 点和 16 点的可靠性始终停在 0.935 和 0.891，而总人力增加了 9.0%。

8. 结论

针对快递网点揽收预测误差被忽略、安全容量凭经验设定的问题，本文基于 LaDe 吉林数据的样本外实验及上海外部验证，提出了数据驱动的分小时风险预算方法，并将其接入班次人数优化模型。后续可引入更长周期和更多城市数据，利用接单与揽收完成时间构造更准确的工作量口径。

基金项目

辽宁师范大学实验室开放项目(项目编号：SYSKFXM2026001)；“师范教育协同提质计划”教师教育专项课题(项目编号：XTTZJSJY2026015)；辽宁师范大学教师教育实践中心专项课题(项目编号：JSJYSJZXKT2026012)；辽宁师范大学人工智能赋能本科教学改革研究项目(项目编号：Lsrgznjg202524)。

参考文献

[1] Dantzig, G.B. (1954) Letter to the Editor—A Comment on Edie’s “Traffic Delays at Toll Booths”. *Journal of the Operations Research Society of America*, **2**, 339-341. https://doi.org/10.1287/opre.2.3.339

[2] 薛运涛, 白庆月. 基于物流网络分拣中心货量预测及人员排班问题的研究[J]. 九江学院学报(自然科学版), 2026, 41(1): 1-11.

[3] 晋守博, 韩冉, 张文迪, 等. 货量预测与分拣人员排班问题的数学模型[J]. 德州学院学报, 2025, 41(2): 48-52.