



多目标滚动时域优化的数学模型在运营商智能派单中的构建与应用

李芳^{1,2}, 马晓亮^{1,2}, 刘英^{1,2}, 李媛^{1,2}, 辛盛^{2,3}

(1. 中国电信股份有限公司广州分公司, 广东 广州 510620;

2. 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室, 广东 广州 510620;

3. 中数通信息有限公司, 广东 广州 510630)

摘 要: 随着电信行业的迅猛发展, 智能派单已成为运营商提升服务质量和效率的关键手段。然而, 传统的派单方法难以同时满足运营商对服务效率和服务质量的多重需求。提出了一种基于多目标优化的数学模型, 设定了3个主要目标: 客户满意度预期总得分、工单响应时间和坐席人员工作负荷平衡。同时设计了一种基于自适应多目标优化算法, 结合自适应权重调整、多目标优化和滚动时域优化等技术, 求解该多目标优化模型。某省会运营商坐席实验结果表明, 该模型能够提升电信运营商的服务效率和服务质量。

关键词: 多目标优化; 自适应算法; 智能客服; 人工智能

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024224

Construction and application of a multi-objective rolling horizon optimization mathematical model in intelligent dispatching for telecom operators

LI Fang^{1,2}, MA Xiaoliang^{1,2}, LIU Ying^{1,2}, LI Yuan^{1,2}, XIN Sheng^{2,3}

1. Guangzhou Branch of China Telecom Co., Ltd., Guangzhou 510620, China

2. Ma Xiaoliang Innovation Studio for Model Workers and Creative Talents, Guangzhou 510620, China

3. China DataCom Co., Ltd., Guangzhou 510630, China

Abstract: With the rapid development of the telecommunications industry, intelligent dispatching has become a key means of enhancing service quality and efficiency for operators. However, traditional dispatching methods struggle to simultaneously meet the multiple demands of operators for service efficiency and quality. A mathematical model based on multi-objective optimization was proposed, which was set with three objectives: total expected customer satisfaction score, work order response time, and agent workload balance. Additionally, an adaptive multi-objective optimization algorithm was designed, incorporating techniques such as adaptive weight adjustment, multi-objective optimization, and rolling horizon optimization to solve the multi-objective optimization model. Experimental results from

a provincial telecom operator's agent system demonstrate that the model can improve both the service efficiency and service quality of telecom operators.

Key words: multi-objective optimization, adaptive algorithm, intelligent customer service, AI

0 引言

随着信息技术和人工智能技术的发展,传统的人工客服模式已经无法满足现代社会对高效、个性化服务的需求^[1]。如何利用人工智能技术提高客服效率,提升客户满意度,成为当前客户服务行业急需解决的问题^[2]。智能派单通过工单坐席的最优分配,提高客服效率,从而提升客户满意度。然而,现有系统在实际应用中面临诸多挑战,如单一优化目标和忽视实际运营约束等问题。

目前,关于智能派单的研究主要集中在两个方面:一方面是派单模型的构建,另一方面是派单策略的设计。

在派单模型的构建方面,研究者们主要关注如何通过建立数学模型,实现客服坐席的最优分配。例如,有研究者提出了一个基于服务质量的派单模型,该模型通过最大化服务质量,实现了客服坐席的最优分配^[3]。然而,这种模型只考虑了服务质量这一单一目标,忽略了工单响应时间、坐席人员等待时间等其他重要因素。此外,有研究提出了一个结合客户满意度和运营成本的优化模型,但该模型在面对复杂运营环境时效果不佳^[4]。有研究提出将“派单”“抢单”和“抢派单融合”3种模型改进定义为军事模型^[5],然而该模型的适用场景有限。

另一些研究则尝试通过多目标优化的方法来提升派单模型的综合性能。有研究探讨了多目标优化在智能派单中的应用,尝试通过同时优化多个服务指标来提升整体服务效率^[6]。有研究探讨在语义理解方面分析小样本训练下的有监督学习和无监督的关键词提取^[7]。有研究探讨一种AI大

模型能耗的评估方法,旨在量化评估AI模型的运行效率^[8]。然而,这些研究未能全面考虑实际运营中的约束条件,如坐席能力匹配和工作负荷的合理分配。有研究提出了一种基于深度学习的派单模型^[9],该模型能够自适应地调整派单策略,但在大规模数据处理时仍存在性能瓶颈。

在派单策略的设计方面,研究者们主要关注通过制定合理的派单策略,提高派单效率,提升客户满意度。文献[10]提出了一种基于遗传算法的派单策略,该策略通过模拟自然选择和遗传的过程,实现了高效的派单。文献[11]提出了一种基于竞争图谱的工单派发方法。文献[12]提出基于延迟接受算法的派单策略。文献[13]提出采用正向分析问题、逆向求解问题的策略生成相应的派单方案。文献[14]提出依据派工策略自动将故障单流向相应的处理岗位或人员,弥补人工派单耗时、低效的短板。然而,这种策略忽略了实际运营中可能出现的各种约束条件,如坐席人员的服务技能、工作负荷等。

为了解决上述问题,近年来一些学者开始关注自适应派单策略的研究。文献[15]提出了一种自适应多目标优化算法,通过实时调整权重来应对动态变化的服务需求。文献[16]提出了一种采用混合策略的大规模多目标进化的算法。然而,这种算法在实际操作中仍需进一步验证。

综上所述,现有的研究在智能派单系统的模型构建和策略设计方面已经取得了一定的进展,但仍存在诸多不足。需要进一步整合多目标优化、自适应算法和机器学习等技术,开发更加智能和高效的派单系统,以应对复杂多变的实际运营环境。

本文提出了一种新的多目标优化的数学模



型, 该模型不仅考虑客户满意度及工单响应时间, 还平衡坐席的工作负荷, 以实现更全面和有效的派单方案。通过引入自适应多目标优化算法, 结合自适应权重调整和滚动时域优化技术, 在实际运营中实现最优派单效果。

本文探讨了如何在智能派单系统中有效应对实际运营中可能出现的动态变化和不确定性, 确保派单系统在复杂多变的运营环境中能够持续运行并保持高效。通过在某省会运营商的实证研究, 验证了本文所提模型和算法的有效性, 为运营商乃至更广泛的服务行业提供了科学的派单策略参考。

1 多目标滚动时域优化的数学模型

滚动时域优化是一种基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的优化方法, 广泛应用于动态变化环境下的决策问题^[17]。与全局优化方法不同, 滚动时域优化允许在每一个时段内根据最新的业务数据重新构建优化模型, 灵活应对工单流量波动和不确定性。在每一时段, 通过求解当前时段的最优分配决策, 并在下一个时段引入新的数据进行优化迭代, 确保模型能够适应变化的需求, 提高工单分配方案的准确性和实时性。

工单智能分配的目标是确保每个工单都由具备足够技能水平的坐席人员处理, 保证客户满意度的持续提升, 同时最小化工单的响应时间, 平衡坐席人员的工作负荷。为了优化客服坐席的工单分配, 将坐席人员的服务技能分为5类: 专家坐席 ($S_j = 5$)、精英坐席 ($S_j = 4$)、熟练坐席 ($S_j = 3$)、普通坐席 ($S_j = 2$) 和新人坐席 ($S_j = 1$)。每个工单 (i) 需要一个最低的服务技能级别 (S_i), 只有符合该技能级别或更高技能级别的坐席 (j) 才能处理该工单。

1.1 目标函数

优化问题通常包含多个相互冲突的目标函

数, 本文的目标函数需要在客户满意度最大化、响应时间最小化与工作负荷平衡之间找到平衡。基于 Pareto 最优解的思想, 采用加权和法实现不同目标的平衡。加权和法通过为每个目标分配权重, 将多目标问题转化为单目标优化问题, 能够使用传统的优化算法进行求解^[18]。在此基础上引入动态权重调整机制, 使得权重能够根据各目标的实际需求实时变化, 确保各目标的动态平衡。具体而言, 这3个目标函数的选择基于以下理由。

首先, 客户满意度是衡量服务质量的关键指标。高客户满意度不仅意味着客户对服务的认可, 还能显著提升企业的市场竞争力和客户忠诚度。因此, 最大化客户满意度是工单分配优化的首要目标。

其次, 快速响应客户需求是提高客户满意度和信任度的重要因素。最小化工单响应时间能够提升客户体验, 确保客户问题能够在最短时间内得到解决, 增强客户对企业服务的满意度。

最后, 平衡坐席人员的工作负荷可以避免部分坐席人员过于繁忙而其他坐席人员闲置的情况。这种平衡不仅有助于提高整体工作效率, 还可以减少员工的工作压力, 提升员工的工作满意度和工作积极性。

综合考虑客户满意度、工单响应时间和坐席工作负荷平衡这3个目标函数, 本文模型旨在实现工单分配的整体优化, 提升服务质量和工作效率。

(1) 客户满意度最大化

目标函数 h_1 表示为客户满意度的加权总和, 综合考虑坐席人员的客户满意度分数和工单的分配情况。

$$h_1(x, \omega_t) = \beta_1 \sum_{(i,j) \in G(\omega_t)} s_j(\omega_t) x_{ij} \quad (1)$$

其中, β_1 为客户满意度在目标函数中的权重, $s_j(\omega_t)$ 为坐席 (j) 在时段 ω_t 的客户满意度分数, x_{ij} 为激活变量, 表示工单 (i) 是否分配给坐席人

员 (j), $G(\omega_t)$ 表示在时段 ω_t 内, 所有满足条件的工单和坐席组合的集合。

客户满意度在数学模型中被定义为坐席人员的客户满意度分数与工单分配情况的加权总和。本文引入了满意度加权和模型, 其中, 每位坐席人员的满意度分数 $s_j(\omega_t)$ 代表其在过去时段内的平均表现。通过最大化客户满意度目标函数 h_1 , 确保工单分配尽量分配给历史表现优异的坐席人员。

(2) 工单响应时间最小化

目标函数 h_2 旨在最小化工单的响应时间总和, 确保工单能在承诺的时间内得到处理。

$$h_2(x, \omega_t) = \beta_2 \sum_{(i,j) \in G(\omega_t)} (t_m - f_{ij}(\omega_t)) x_{ij} \quad (2)$$

其中, β_2 为工单响应时间在目标函数中的权重, t_m 为该工单处理的最大允许时间, $f_{ij}(\omega_t)$ 表示工单 (i) 由坐席人员 (j) 处理的时间。

工单响应时间的优化是典型的时间约束优化问题, 其目标是通过最小化总响应时间提高客户服务的及时性。本文使用了时间窗口模型, 即每个工单必须在给定的时间窗口内处理。目标函数 h_2 旨在通过最小化所有工单的响应时间总和来确保及时性。

(3) 坐席工作负荷平衡

目标函数 h_3 旨在平衡坐席人员的工作负荷, 以确保所有坐席人员的工作量均衡, 避免部分坐席人员过于繁忙而其他坐席人员闲置的情况发生。

$$h_3(x, \omega_t) = \beta_3 \sum_{(i,j) \in G(\omega_t)} (l_m - l_{ij}(\omega_t)) x_{ij} \quad (3)$$

其中, β_3 为坐席工作负荷平衡在目标函数中的权重, l_m 为坐席的最大工作负荷值, $l_{ij}(\omega_t)$ 为坐席人员 (j) 在处理工单 (i) 时的工作负荷。

1.2 约束条件

模型中的约束条件是为了确保目标函数的实现不会违背实际运营的关键限制, 同时保证系统

运行的可行性和效率。

(1) 工单处理时间承诺

每个工单的处理时间 $f_{ij}(\omega_t)$ 须小于或等于该工单处理的最大允许时间 t_m , 即 $f_{ij}(\omega_t) \leq t_m$ 。这一约束确保了所有工单都在客户期望的时间范围内得到妥善处理。

(2) 坐席人员最大工作负荷

每个坐席人员的工作负荷 $l_{ij}(\omega_t)$ 须小于或等于最大工作负荷 l_m , 即 $l_{ij}(\omega_t) \leq l_m$ 。该约束旨在防止坐席人员过载, 确保工作分配的公平性和合理性。工作负荷的优化属于负载均衡问题 (load balancing problem) 的范畴。为了保证坐席人员的工作负荷平衡, 本文引入了 min-max 负荷优化方法, 其目标是最小化所有坐席的最大工作负荷。通过这种方式, 避免部分坐席过载, 确保工单在不同坐席之间的均衡分配, 提升整体工作效率。

(3) 服务技能匹配

服务技能匹配是多资源分配问题中的约束条件。在模型中, 工单对坐席人员的技能要求定义了该分配问题中的资源约束。本文采用约束优化方法, 确保每个工单只分配给具备足够技能的坐席。该约束保证了工单处理质量, 避免技能不匹配导致的客户不满。

坐席 (j) 的技能等级 (S_j) 必须大于或等于工单 (i) 所需的最低技能等级 (S_i), 即 $S_j \geq S_i$ 。其中, (S_i) 为工单 (i) 需要的最低服务技能级别。这一约束确保每个工单都由具备相应技能的坐席处理, 保证服务质量。

(4) 坐席人员库存量限制

坐席人员 (j) 的当前工单库存量 (inv_j) 不超过其个人日产量的 2 倍, 即 $inv_j \leq 2 \times E_j \times 8$ 。其中, E_j 为坐席人员 (j) 每小时完成的工单量。这一约束控制工单的积压情况, 确保坐席人员能够及时处理工单。



1.3 求解策略

为了求解上述多目标优化问题, 本文采用一种自适应多目标优化算法, 具体步骤如下。

(1) 预设目标函数的目标值

为每个目标函数 $h_k(x, \omega_t)$ 设定一个预期目标值 U_k 。这些预期值可以根据历史数据、行业标准或服务运营实际需要进行设定。

(2) 计算目标缺口值

在每一个时段 (s), 求出每个目标 (k) 的缺口值 $\alpha_k(s) = U_k - h_k(x_s, \omega_t^s)$, 即实际值与预期目标值之间的差距, 缺口值 $\alpha_k(s)$ 反映了当前时段内目标达成情况的偏差, 用于迭代调整下一时段的权重。

(3) 动态调整权重

在多目标优化过程中, 单一权重的设置可能无法适应动态变化的实际场景。本文引入了自适应动态权重调整机制。根据各个目标缺口值的平均值, 动态调整下一时段的权重 $w_k(t+1)$, 权重调整式为:

$$w_k(t+1) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t \alpha_k(s) \quad (4)$$

其中, $w_k(t+1)$ 为第 (k) 个目标在第 ($t+1$) 时段的权重。该权重表示各时段缺口值的平均值, 反映目标达成情况的历史趋势。在每一个时段, 通过计算目标缺口值 $\alpha_k(s) = U_k - h_k(x_s, \omega_t^s)$, 反映目标达成的偏差情况。通过对各个目标的缺口值进行滑动平均, 调整下一时段的权重, 平滑短期波动及保证权重调整的稳定性, 并使优化过程逐步收敛至最优解。

(4) 构建并求解优化模型

在每一个时段 ($t+1$), 根据动态调整后的权重 $w_k^+(t+1)$, 构建当前时段的优化模型:

$$\max \sum_{k=1}^K w_k^+(t+1) h_k(x_{t+1}, \omega_{t+1}) \quad (5)$$

该优化模型在每个时段内求解, 以最大化加权目标函数的值, 并综合考虑客户满意度、工单响应时间、坐席人员等待时间和工作负荷平衡。

1.4 模型小结

最终的智能派单模型表示为式 (5), 且满足式 (6) 至式 (9):

$$f_{ij}(\omega_t) \leq t_m \quad (6)$$

$$l_{ij}(\omega_t) \leq l_m \quad (7)$$

$$S_j \geq S \quad (8)$$

$$\text{inv}_j \leq 2 \times E_j \times 8 \quad (9)$$

该模型确保工单分配考虑坐席的服务技能和库存量限制, 使合适的人在合适的时间处理合适的工单, 保证客户满意度的持续提升, 同时最小化工单的响应时间, 平衡坐席人员的工作负荷。

2 应用案例

某省会电信运营商正面临大量服务工单和众多坐席人员的管理挑战。在传统的派单流程中, 客服人员在接到客户需求后, 通常需要通过人工判断、审核和分析做出决策, 将工单分配给坐席人员处理。这种人工操作不仅耗费大量人力资源, 而且分配决策过程高度依赖个人经验。当工单量在时间上不均衡且需要实现多目标最优化时, 难以确保在合适的时间将合适的工单分配给合适的人员, 从而影响客户满意度。为了解决这一问题, 该运营商采用了本文所提的多目标优化数学模型, 以提升客户感知和服务质量。

2.1 数据描述

该运营商在每日8点至18点的服务时间段内采用排班制, 共有130名服务坐席人员。根据技能熟练度, 这些坐席人员被划分为5个类型: “专家坐席” “精英坐席” “熟练坐席” “普通坐席” 和 “新人坐席”。各类型坐席特征见表1。

表1 各类型坐席特征

类型	技能等级	客户满意度评分 (百分制)	服务时效 / (单·h ⁻¹)	人员占比
专家坐席	5	95	3.5	20%
精英坐席	4	85	3.0	20%
熟练坐席	3	75	2.8	30%
普通坐席	2	65	2.5	20%
新人坐席	1	55	1.8	10%

服务工单在每日8点至18点的服务时间段内流入,各个时间段(按小时)流入的工单数量不固定。根据难易度,工单被分为“最严工单”“高风险工单”“高星级工单”“重复工单”和“普通工单”,各类型工单特征见表2。

2.2 多目标设置

该运营商在服务时间段内每小时流入约200张工单。综合考虑3个目标函数,旨在确保客户满意度、响应时间、坐席等待时间和工作负荷平衡的最优,以实现工单分配的整体优化。

(1) U_1 : 客户满意度预期总得分。每张工单按10分制评分,目标是平均每单得分9分以上,因此,总得分应为 $200 \times 9 = 1\,800$ 。

(2) U_2 : 工单响应时间最小化。目标是每张工单的响应时间小于4 h(即240 min),因此,总响应时间应为 $(200 \times 240) \text{ min} = 48\,000 \text{ min}$ 。

(3) U_3 : 坐席工作负荷平衡。目标是坐席工作负荷达到90%以上。按坐席数130个,每个坐席工作时间为8 h,总工作时间应为 $(130 \times 8 \times 60 \times 0.9) \text{ min} = 56\,160 \text{ min}$ 。

采用自适应多目标的优化算法求解,自适应多目标的优化算法关键代码如下:

```
# 坐席和服务工单类型数据
agents = ['expert', 'elite', 'proficient', 'ordinary',
'newbie']

order_types = ['critical', 'high_risk', 'high_star',
'repeat', 'normal']

# 坐席数量
total_agents = 130

agent_distribution = {'expert': 0.2, 'elite': 0.2,
'proficient': 0.3, 'ordinary': 0.2, 'newbie': 0.1}

agents_count = {agent: int(total_agents *
agent_distribution[agent]) for agent in agents}

# 各坐席的技能级别
agent_skills = {'expert': 5, 'elite': 4, 'proficient':
3, 'ordinary': 2, 'newbie': 1}

# 工单所需的最低技能级别按难度排序
order_skills = {'critical': 5, 'high_risk': 4,
'high_star': 3, 'repeat': 2, 'normal': 1}

# 各坐席的评分(客户满意度)
agent_scores = {'expert': 95, 'elite': 85, 'profi-
cient': 75, 'ordinary': 65, 'newbie': 55}

# 各工单的处理时间
order_times = {'critical': 60, 'high_risk': 45,
'high_star': 30, 'repeat': 20, 'normal': 10}

# 坐席的当前库存量
agent_inventory = {agent: 5 for agent in
```

表2 各类型工单特征

类型	含义	所需的最低技能等级	平均处理时长/min
最严工单	需最优先解决的工单	5	60
高风险工单	有越级风险的工单	4	45
高星级工单	客户星级评定7星的工单	3	30
重复工单	30天内同一客户申诉的工单	2	20
普通工单	以上4类之外的工单	1	10



```

agents}
    # 各坐席的个人时效
    agent_efficiency = {'expert': 3.5, 'elite': 3, 'pro-
ficient': 2.8, 'ordinary': 2.5, 'newbie': 1.8}
    # 预期目标值 (U_k)
    U_k = [1 800, 48 000, 7 020]
    # 初始权重
    weights = {1:1, 2:1, 3:1}
    ...
    # 创建LP问题实例
    prob = pulp.LpProblem("Order_Assignment",
pulp.LpMaximize)
    # 决策变量
    x = pulp.LpVariable.dicts("assign", [(i, j) for i
in order_types for j in agents], 0, None, pulp.
LpInteger)
    # 目标函数
    prob += pulp.lpSum([
        weights[1] * agent_scores[j] * x[(i, j)] +
        weights[2] * (240 - order_times[i]) * x[(i, j)] +
        weights[3] * (2 * agent_efficiency[j] * 8 -
agent_inventory[j]) * x[(i, j)]
        for i in order_types for j in agents
    ])
    # 约束条件
    for i in order_types:
        prob += pulp.lpSum([x[(i, j)] for j in agents if
agent_skills[j] >= order_skills[i]]) == order_counts
[i], f"Assign_{i}"
        for j in agents:
            prob += pulp.lpSum([x[(i, j)] for i in or-
der_types]) <= (2 * agent_efficiency[j] * 8 -
agent_inventory[j]) * agents_count[j], f"Inventory_
{j}"
    # 总工单数约束
    prob += pulp.lpSum([x[(i, j)] for i in or-

```

```

der_types for j in agents]) == sum(order_counts.val-
ues()), "TotalOrders"
    # 更新权重 (规范化处理并加权平均)
    alpha_k = [
        (U_k[0] - sum(agent_scores[j] * assignments[j]
[i] for i in order_types for j in agents)) / U_k[0],
        (U_k[1] - sum((240 - order_times[i]) * assign-
ments[j] [i] for i in order_types for j in agents)) /
U_k[1],
        (U_k[2] - sum((2 * agent_efficiency[j] * 8 -
agent_inventory[j]) * assignments[j] [i] for i in or-
der_types for j in agents)) / U_k[2]
    ]
    deviation_history.append(alpha_k)
    # 求解
    prob.solve()

```

2.3 求解结果及应用

根据以上数据和目标策略, 该运营商实施了智能派单, 各时域工单分配如图1所示 (以天为例)。

总体看, 各时域的高风险和最严工单集中分配给专家坐席和精英坐席, 这些坐席具有较高的技能等级, 符合运营商的服务要求。

各时域目标值偏差度如图2所示 (偏差值=目标值-到达值)。

U_1 : 客户满意度预期总得分偏差。该目标随时间略有下降, 但变化幅度较小。总体上, 客户满意度保持相对稳定, 略呈下降趋势, 反映出客户体验的微小波动。

U_2 : 工单响应时间最小化偏差。该目标曲线偏差值小, 表明工单响应时间基本在预期范围内, 体现了较高的响应效率。

U_3 : 坐席工作负荷平衡偏差。该目标曲线偏差值小, 说明坐席工作负荷分配均匀, 人力资源调配较合理。

实验结果表明, 客户满意度、工单响应时间

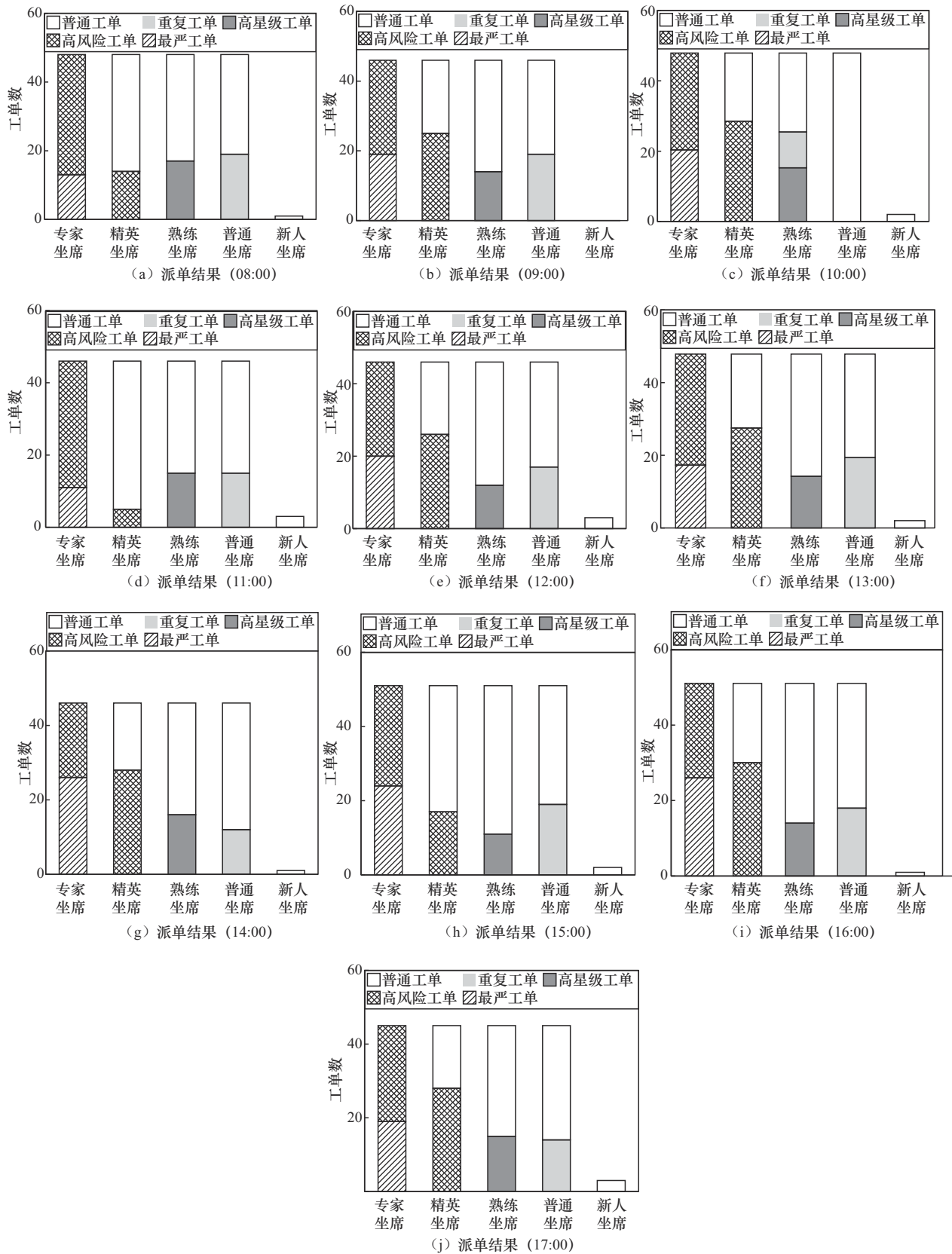


图1 各时域工单分配



和坐席工作负荷的偏差较小,显示该模型在这3方面均表现良好。基于模型结果,该运营商进一步提出了改进措施。例如,引入自然语言处理技术来自动处理简单工单,提高响应速度;通过均衡工作负荷,根据坐席的工作能力和当前工作负荷,分阶段地分配工作任务,避免某些坐席过度负荷而其他坐席任务闲置。运营商还制定了培训与发展计划,定期开展培训以提升坐席的技能和应对能力。这些改进措施的实施不仅优化了客户满意度、工单响应时间和坐席工作负荷等方面的表现,还提升了服务整体绩效,如更快速和准确的工单处理提高了客户体验,提升了客户满意度;工单响应时间的缩短,提升了工单时效和处理及时率,意味着运营商能够更高效地满足客户需求。服务整体绩效对比见表3。

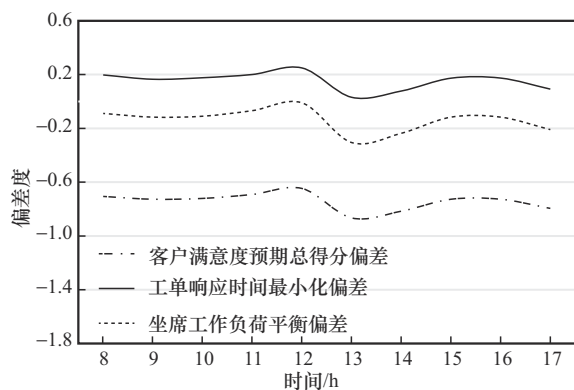


图2 各时域目标值偏差度

表3 服务整体绩效对比

绩效指标	采用模型前	采用模型后	提升
客户满意度	82.5%	93.4%	+10.9 PP
工单时效	2.8单/h	3.4单/h	+21.4%
处理及时率	92.8%	97.3%	+4.5 PP

3 结束语

本文提出了一种基于多目标滚动时域优化的数学模型,用于优化电信运营商的智能派单系统。该模型通过设定客户满意度预期总得分、工

单响应时间和坐席人员工作负荷平衡这3个主要目标,并设计了一种自适应多目标优化算法,实现了智能派单系统的整体优化。

实验结果表明,该模型在提升客户满意度、减少工单响应时间和平衡坐席工作负荷方面表现出色,且该模型在实际运营中具有有效性。最后,本文提出了若干改进措施,这些措施包括引入自然语言处理技术来自动处理简单工单、均衡工作负荷,开展定期培训以提升坐席技能和应对能力。这些措施进一步优化了运营商的服务整体绩效,显著提高了客户满意度和工单处理效率。

本文提出的多目标滚动时域优化模型在实际应用中也表现出了有效性和可操作性,为电信运营商乃至更广泛的服务行业提供了派单策略参考,也为相关领域的研究和实践提供了有益的借鉴。

参考文献:

- [1] 何军霞,秦龙,张向伍.大数据时代对智慧客服带来机遇和挑战[J]. 电力设备管理, 2020(11): 44-46.
HE J X, QIN L, ZHANG X W. The era of big data brings opportunities and challenges to smart customer service[J]. Electric Power Equipment Management, 2020(11): 44-46.
- [2] 陈芝仪,张亮.人工智能技术在客服平台中的现状及发展前景[J]. 信息系统工程, 2024(6): 37-40.
CHEN Z Y, ZHANG L. Present situation and development prospect of artificial intelligence technology in customer service platform[J]. Information Systems Research, 2024(6): 37-40.
- [3] 吴超.一种基于客户感知的派单规则优化方法[J]. 信息通信, 2020, 33(3): 235-236.
WU C. An optimization method of ordering rules based on customer perception [J]. Information & Communications, 2020, 33 (3): 235-236.
- [4] 肖军,陈震原.面向客服领域智能派单调度场景的算法研究与应用[J]. 广东通信技术, 2023, 43(11):17-21, 48.
XIAO J, CHEN Z Y. Research and application of intelligent order dispatching algorithm for customer service[J]. Guangdong

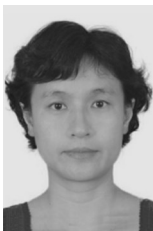
- Communication Technology, 2023, 43(11):17-21, 48.
- [5] 刘祥雨, 朱坤, 王刚, 等. 多模式融合的武器目标分配系统模型设计[J]. 航空兵器, 2024, 31(1): 45-57.
- LIU X Y, ZHU K, WANG G, et al. Model design of weapon target assignment system based on multi-mode fusion[J]. Aero Weaponry, 2024, 31(1): 45-57.
- [6] 熊浩, 鄢慧丽. 外卖智能派单的订单——骑手多目标匹配模型及其适应性算法研究[J]. 管理工程学院, 2024, 38(3): 150-160.
- XIONG H, YAN H L. Research on rider multi-objective matching model and its adaptive algorithm for intelligent delivery order[J]. School of Management Engineering, 2019, 38(3): 150-160.
- [7] 马晓亮, 刘英, 杜德泉, 等. 运营商智能客服的关键技术和发展趋势[J]. 电信科学, 2023, 39(5): 76-89.
- MA X L, LIU Y, DU D Q, et al. Key technologies and development trends of intelligent customer service for operators[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(5): 76-89.
- [8] 马晓亮, 刘英, 赵汝强, 等. 绿色 AI 效率评价模型的构建与应用[J]. 电信科学, 2024, 40(8): 130-137.
- MA X L, LIU Y, ZHAO R Q, et al. Construction and application of a quantitative efficiency assessment model for green AI in intelligent customer service systems[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(8): 130-137.
- [9] 黄堃, 胡涵清, 赵东明, 等. 基于深度学习的电信运营商网络投诉工单智能分类技术研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2023, 36(10): 6-12.
- HUANG K, HU H Q, ZHAO D M, et al. Research on intelligent classification technology of network complaint work order of telecom operators based on deep learning[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2023, 36(10): 6-12.
- [10] 周义辰, 董恒尧, 王云飞, 等. 改进遗传算法的建筑机械检测任务智能分配研究[J]. 建设机械技术与管理, 2023, 36(1): 104-109.
- ZHOU Y C, DONG H Y, WANG Y F, et al. Intelligent dispatch of mechanical inspection and testing orders based on improved genetic algorithm[J]. Construction Machinery Technology & Management, 2023, 36(1): 104-109.
- [11] 肖建飞, 杜平, 颜涛, 等. 基于竞争图谱的供电服务工单派发方法[J]. 江西科学, 2024, 42(1): 194-199.
- XIAO J F, DU P, YAN T, et al. Distributing method of power supply service work order based on competition map[J]. Jiangxi Science, 2024, 42(1): 194-199.
- [12] 甘少君, 赵远洋, 王燕霞. 基于延迟接受算法的电动出租车线上派单策略[J]. 交通工程, 2024, 24(2): 23-29.
- GAN S J, ZHAO Y Y, WANG Y X. Electric taxi online dispatch strategy using delayed acceptance algorithm[J]. Journal of Transportation Engineering, 2024, 24(2): 23-29.
- [13] 赵春雷, 孟亚斌, 柳建波, 等. 基于物流云平台的多式联运派单模型及求解策略[J]. 铁道学报, 2018, 40(1): 1-8.
- ZHAO C L, MENG Y B, LIU J B, et al. Dispatch model and solution strategy for multimodal transportation based on logistics cloud platform[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(1): 1-8.
- [14] 何东. 武汉电信综合调度系统故障单灵活派单机制的实现[C]//湖北省通信管理局, 湖北省科学技术协会, 武汉市科学技术协会, 武汉东湖新技术开发区管理委员会. 湖北通信业纪念光纤通信 50 周年高峰论坛论文集. 武汉电信分公司客户服务调度中心, 2016: 61-63.
- HE D. Implementation of flexible fault order dispatching mechanism of Wuhan telecom integrated dispatching system [C]//Proceedings of the Hubei Communications Administration, Hubei Science and Technology Association, Wuhan Science and Technology Association, Wuhan East Lake New Technology Development Zone Management Committee. Proceedings of the Hubei Communication Industry Summit Forum to Commemorate the 50th Anniversary of Optical Fiber Communication. Wuhan Telecom Branch Customer Service Dispatching Center, 2016: 61-63.
- [15] 董奥哲, 董红斌. 一种自适应调整权重向量的多目标进化算法[J]. 应用科技, 2024, 51(4): 51-61.
- DONG A Z, DONG H B. A multi-objective evolutionary algorithm for adjusting weight vectors adaptively[J]. Applied Science and Technology, 2024, 51(4): 51-61.
- [16] 谢承旺, 潘嘉敏, 郭华, 等. 一种采用混合策略的大规模多目标进化算法[J]. 计算机学报, 2024, 47(1): 69-89.
- XIE C W, PAN J M, GUO H, et al. A large scale multi-objective evolutionary algorithm adopting hybrid strategies[J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(1): 69-89.



[17] QIN S J, BADGWELL T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(7): 733-764.

[18] DEB K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms[M]. Chichester, U.K.: John Wiley & Sons, 2001.

[作者简介]



李芳 (1975-), 女, 中国电信股份有限公司广州分公司客服部副总经理, 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室成员, 主要研究方向为人工智能体等。



马晓亮 (1973-), 男, 博士, 中国电信股份有限公司广州分公司副总经理、正高级工程师, 华南理工大学工商管理学院讲席教授, 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室领衔人, 主要研究方向为人工智能、自然语言处理和数据安全保护等。



刘英 (1979-), 男, 现就职于中国电信股份有限公司广州分公司, 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室成员, 主要研究方向为智能客服平台组件、自然语言处理等。



李媛 (1986-), 女, 现就职于中国电信股份有限公司广州分公司, 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室成员, 主要研究方向客户服务满意度提升研究、客户运营与维系等。



辛盛 (1975-), 男, 现就职于中数通信息有限公司, 马晓亮劳模和工匠人才创新工作室成员, 主要研究方向为人工智能和自然语言处理等。