

队伍编号	MCXXXXXXX
题号	C

基于网络流的物流网络预测、分配、评价、优化问题

摘要

随着电商市场的不断扩大，物流网络的建设和优化越来越受到关注。在电商物流网络中，节假日和促销活动等因素，以及突发事件导致物流场地临时或永久停用的情况，都会对物流网络的运营产生重要影响。

本文针对物流网络的预测问题建立了时间序列模型，针对突发情况的处理问题建立了网络流模型，针对物流网络的评价建立了多元评价模型，针对物流网络的优化问题给出了普适性的改进建议并进行了鲁棒性分析。

对于问题一，本文建立了基于 **Prophet** 和 **SARIMA** 的线路货量预测模型。对于题目给出的数据，我们分别使用 Prophet 和 SARIMA 进行预测，并采用加权融合的方式输出预测值。由于每条线路及物流节点有处理能力限制，我们针对较大的预测值做了相关处理，并可视化了线路 DC14→DC10、DC20→DC35、DC25→DC62 的预测结果。

对于问题二及问题三，本文采用**动态权重的最小费用可行流**算法对物流场地关停的物流网络优化问题进行求解。具体而言，模型将物流网络抽象成一个网络流，将求解物流分配问题转换成求解网络流中边的流量问题。对于问题二，网络首先对物流网络建图，然后将 DC5 结点删除，并求解 DC5 的流量将如何分配。对于问题三，条件则转成在完全图的情况下，将 DC9 结点删除后流量的分配问题。由于 DC5 和 DC9 的流量均不高，而网络的最大承载能力较强，因此删除 DC5 和 DC9 均不会导致货物不能正常流转。文章同时给出了改变的线路条数及网络负荷情况的可视化。

对于问题四，关于网络节点和线路的重要性评价问题，本文采用了 **TOPSIS-熵权法**结合的算法，提取相关特征并进行重要性评价。评价得出 DC8→DC14，DC9→DC14 两条线路及 DC14,DC10 两个结点的重要性高于其他线路和结点；关于物流网络的优化问题，文章针对结点和线路高负载的情况提出了普遍的处理方法，并根据问题一的预测数据给出了具体的改进方法；关于物流网络的鲁棒性问题，本文通过不断删除结点并计算**网络流的最大可行流**，给出了物流网络在极端突发状况下的最大可以运转的货量；最后，本文对上述模型的重要参数进行了敏感性分析，并总结了模型的优点、缺点、推广和改进。

关键词：Prophet；SARIMA；动态权重的最小费用可行流；网络流的最大可行流；TOPSIS-熵权法

目录

1 问题介绍	1
1.1 背景介绍	1
1.2 问题重述	1
1.3 文献综述	1
1.4 问题解决	2
2 模型假设	3
3 符号说明	3
4 问题一：基于 Prophet 和 SARIMA 的线路货量预测模型	4
4.1 数据处理与模型分析	4
4.2 基于 Prophet 和 SARIMA 融合的时间序列预测模型	4
4.2.1 使用 Prophet 的时间序列预测	4
4.2.2 使用 SARIMA 的时间序列预测	5
4.2.3 双模型融合	5
4.2.4 约束条件	6
4.3 货量预测结果	6
5 问题二与问题三：关于物流场地关停的物流网络优化问题	7
5.1 构建多目标优化模型	8
5.1.1 确定目标中的变量	8
5.1.2 确定优化目标	9
5.1.3 确定约束条件	9
5.2 利用网络流表示目标函数	9
5.2.1 网络流模型	10
5.2.2 确定目标权重（边的权重）	10
5.3 使用动态权重的最小费用可行流算法进行模型求解	11
5.4 问题二求解	11
5.5 问题三求解	13
6 问题四：物流网络的评价与优化	15
6.1 基于 TOPSIS-熵权法的物流网络评价	15

6.1.1 评价指标选取	15
6.1.2 使用熵权法计算权重	16
6.1.3 使用 TOPSIS 法进行评价	17
6.2 线路结点优化	18
6.3 物流网络鲁棒性讨论	20
7 模型灵敏度检验	20
对时间序列预测融合模型中 α 的敏感性检验	20
8 模型评价与推广	22
8.1 模型优点	22
8.2 模型缺点	22
8.3 模型改进	22
8.4 模型推广	22
参考文献	22
附录说明	23

1 问题介绍

1.1 背景介绍

随着电商市场的不断扩大，物流网络的建设和优化越来越受到关注。在电商物流网络中，节假日和促销活动等因素，以及突发事件导致物流场地临时或永久停用的情况，都会对物流网络的运营产生重要影响。因此，如何对物流网络的包裹量进行准确预测，并根据预测结果设计合理的应急调运和结构优化方案，已成为电商物流管理者面临的重要问题之一。通过有效的预测和调整，可以降低物流网络的成本和提高运营效率，同时保障物流网络的正常运行，从而更好地满足电商市场的需求。

1.2 问题重述

考虑到问题陈述中所提到的背景信息和限制条件，我们需要解决以下问题：

- **问题 1：**根据每条线路在 2021-2022 年的历史数据，预测每条线路在 2023-01-01 至 2023-01-31 每天的运输货物量。
- **问题 2：**当某结点因突发事件关停时，对现有的物流网络的运输分配问题。具体而言，需要使不能正常运转的包裹总数更少、需要改变的线路总数更少、每个线路的负载更均衡。
- **问题 3：**当某结点因突发事件关停时，且物流网络是对可动态调时的运输分配问题。
- **问题 4：**对整个物流网络的重要性、合理性、鲁棒性进行评价和优化。

1.3 文献综述

物流网络运输优化是指在物流配送过程中，根据客户需求、运输成本、运输时间、运输方式等因素，选择最合适的运输路线、运输工具、运输节点和运输模式，以提高物流效率、降低物流成本、增强物流服务质量和客户满意度的过程。物流网络运输优化是物流管理和物流规划的重要内容，也是提升物流竞争力和实现智慧物流的关键环节。

针对物流网络货量的**时间序列预测问题**，与正常的时间序列问题并无较大区别，只是相对而言受节假日与促销手段影响更大。目前主流的预测模型是 ARIMA、LSTM、Prophet 等传统时间序列预测手段（如[2]），以及神经网络、支持向量机、Transformer 等新型机器学习算法（如[3]）。前者的优势是解释性较强，适合针对季度的趋势进行有效调整，后者的优势是操作简便，可能发掘到潜在的信息，但是计算成本高。目前新型的研究主要是对两者进行结合预测。

针对物流网络的**运输分配或优化问题**，由于不同条件下的物流网络结构各不相同，因此物流网络的限制条件和优化目标各有区别。电力资源网络、冷链运输网络、电商物流网络、农产品供应网络和城市配送问题都是研究的热点。对于能完全转换为网络流的简单物流网络，最大流及最小费用算法已经能对完全的网络流问题进行求解。但是真实情况下的物流网络问题需要考虑到各个方面的因素，往往不一定是一个整数线性规划问题，而可能成为 $NP-hard$ 问题。一般而言，采用启发式算法进行求解，常见

的比如遗传、退火、粒子群优化、蚁群优化等，也有使用模拟软件对运输过程进行仿真。

对于物流网络运输分配和优化的研究，主要其实可以分为战略层和战术层。

战略层主要解决物流系统构建或改造时对库存、运输等物流设施设备能力需求规划问题，目前针对战略层库存运输集成优化决策问题的研究文献相对较少。Larson 研究了处理纽约市污水污泥的物流系统问题，讨论了 one- stop tours、two- stop tours 和 n- stop tours 三种基本路线，建立了求解船舶类型与数量的模型，并在节约算法的基础上构造了战略库存路径节约算法（SIRSA）。Webb 和 Larson 对 SIRSA 算法的不足提出了战略层库存运输集成优化决策的改进算法 PPSA。在 SIRSA 算法中，同一小组的顾客都采用同一固定的补货路线补货，而 PPSA 算法则用包含多条路线的路线集代替 SIRSA 中的单一路线。袁庆达研究了基于随机需求的战略层库存运输集成优化决策问题，以库存与运输总成本为目标函数构建了混合整数规划模型，并设计了该模型的遗传算法。

战术层则主要解决物流系统实际运作的库存与运输策略问题，战术层库存运输集成决策问题的研究文献较多，现有研究主要基于不同类型的物流网络来展开的。Danganzo 和 Newell (1985)、Danganzo (1996)、Viswanatham (1997)、Simchi- Levi (1998)、onathan 和 Nanaukul (2010)、Tamer (2012)、袁庆达 (2001)、叶志坚(2012)等人设定了不同假设条件研究了“单供应商多制造商”物流网络的库存运输集成决策问题；Wendy(1999)、Berman(2006)、Stacey(2007)、汤中明(2010, 2013)、何家强(2015)等人基于“多供应商单制造商”或“多供应商多制造商”物流网络研究了库存运输集成决策问题；Simchi- Levi (1998)、Bard (1998)、Zhao(2008)、Lee(2013)等人基于三层供应链构建了库存运输集成决策模型。还有一些学者研究了其它特征的库存运输集成决策问题，例如：单周期（Chien (1989)）、多周期（Jaillet (2002)）、确定性需求（Emmanouil(2009)）、随机性需求（Kleywegt(2011)、杨志林 (2015)）、不同配送模式（直接送货（Bertazzi (2008)）、连续送货（Savelsbergh(2007,2008)）、可拆开送货（Yu(2008)）、共享契约(李富昌(2015、2016)、刘桦 (2015))等。

1.4 问题解决

整个问题的解决过程流程如下：

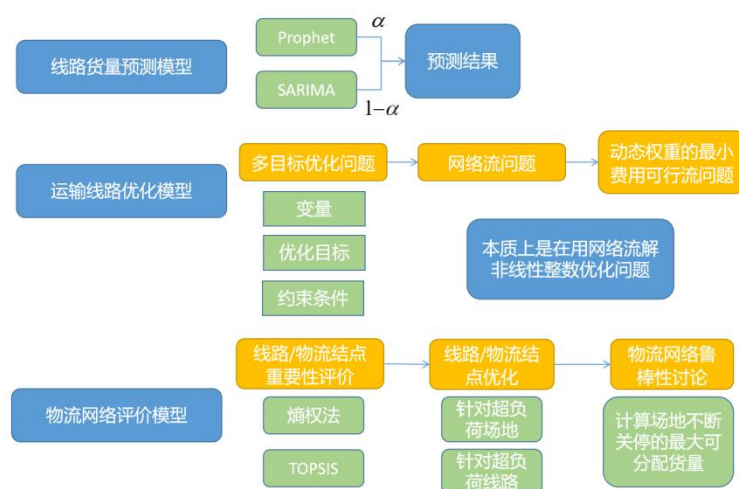


图 1：文章流程图

2 模型假设

假设 1：模型中的各结点均匀分布，不涉及结点地理位置带来的影响。

由于本题中并未给出结点的地理位置或相对位置，因此无法考虑物流网络结点之间的距离带来的影响。在实际问题中，我们可以通过对路线加权的方式，将本文的模型推广到真实问题中。

假设 2：电商的营销策略和方式没有较大的改变。

由于物流的高峰期与电商的促销活动有着较大关联，因此货量的预测值会与电商未来的营销策略密切相关。

假设 3：货物可以被分配到任意一个物流场地。

由于本题并未得知包裹与物流场地的相关性，因此我们需要假设包裹是相同的，并且分配到不同的场地不影响包裹的效率。

3 符号说明

本文中的关键数学符号阐明如表 1：

表 1: 符号说明

符号	说明	单位
$date_t$	日期	\
$place_j$	物流场地 j	\
$num[i, j, t]$	在日期 t，场地 i 到场地 j 的货量大小	\
\max_j	对于第 j 个物流场地，其运输能力的最大值	\
$\max_{[i, j]}$	对于场地 i 到场地 j 的线路，其运输能力的最大值	\
$F(i, j)$	线路 i 到 j 的工作负荷	\
$A(i, j)$	线路 i 到 j 的平均工作负荷	\
D	2022-01-01 至 2022-12-31 日期的全集	\
D'	2023-01-01 至 2023-01-31 日期的全集	\
$num'[i, j, t]$	在日期 t，场地 i 到场地 j 的货量预测大小	\
$x[i, j, t]$	由于某场地关停，改变调度之后的货量大小	\
$x'[i, j, t]$	由于某场地关停，允许动态改变线路的货量大小	\
$L[i, j, t]$	在日期 t，线路 i 到 j 是否被使用	\
$F[i, j, t]$	在日期 t，线路 i 到 j 的工作负荷	\
$A[i, j]$	在日期 t，线路 i 到 j 的平均工作负荷	\
$U[i, j, t]$	在日期 t，线路 i 到 j 中无法正常流转的货量	\
$x''[i, j, t]$	由于某场地关停，允许动态改变线路的货量大小	\

4 问题一：基于 Prophet 和 SARIMA 的线路货量预测模型

4.1 数据处理与模型分析

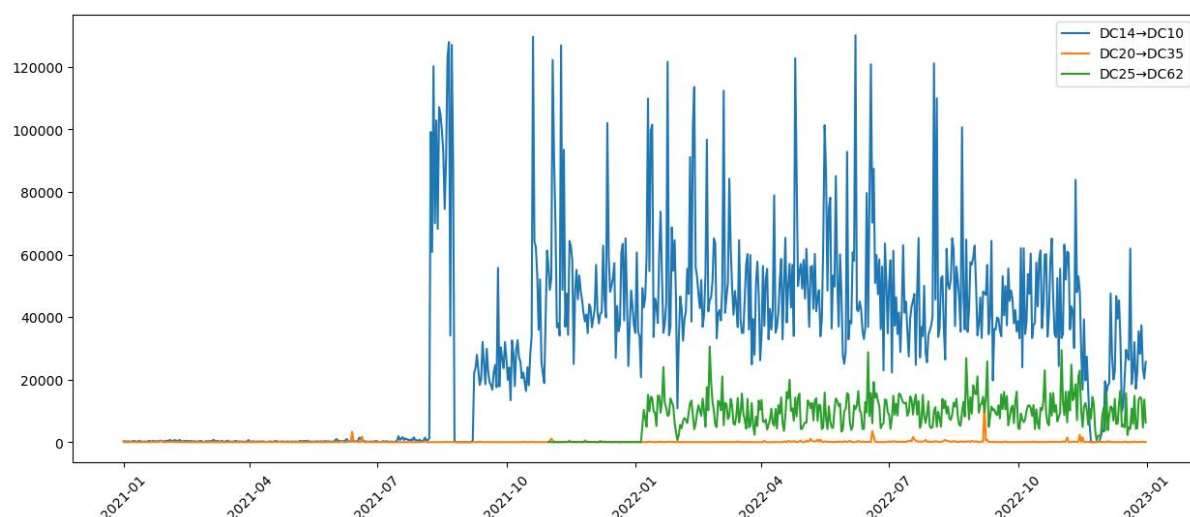


图 2：DC14→DC10、DC20→DC35、DC25→DC62 历史数据

我们首先可视化 2021-2022 年中 DC14→DC10、DC20→DC35、DC25→DC62 这三条线路的历史数据，可以看到大部分的数据处于平稳状态，有一定的季节性趋势，而且由于物流货物量和节假日、促销活动关系很大，所以会有较大的突变值。

问题一本质上是一个关于时间序列的预测问题，对于每条线路，我们需要通过历史数据预测 2023 年 1 月份的货量。时间序列的预测有很多可选的模型，比如 ARIMA、LSTM、Prophet 等，也可以加入 SVM、Transformer 进行辅助预测。对此，我们尝试了多种模型，发现 ARIMA 和 Prophet 的预测效果是最好的，并且 Prophet 对季节性的拟合较好，而 SARIMA 对于突变的异常值拟合较好。

对此，我们建立 Prophet 与 SARIMA 融合的时间序列预测模型，对所有线路在 2023 年的货量进行预测，并对题目所述的限制条件做额外处理。最后，我们给出了 DC14→DC10、DC20→DC35、DC25→DC62 这三条线路的可视化结果。

4.2 基于 Prophet 和 SARIMA 融合的时间序列预测模型

将 Prophet 和 SARIMA 融合预测时间序列可以充分发挥两种模型的优势。Prophet 能够捕捉时间序列的非线性趋势、季节性和假期效应，而 SARIMA 能够捕捉时间序列的自相关和季节性相关性。通过将两者结合使用，可以克服各自的局限性，提高时间序列预测的准确性和稳定性，以增加模型的鲁棒性，从而更好地应对实际问题中的挑战。

4.2.1 使用 Prophet 的时间序列预测

Prophet 可以将时间序列分解成趋势、季节性和随机成分三个部分，然后对每个部分进行建模和预测。具体来说，可以采用以下步骤进行趋势和季节性分解：

Step1:定义加性模型：将货物量时间序列分解为趋势、季节性和随机成分三个部分，

然后使用加性模型对其进行建模：

$$y(t) = g(t) + s(t) + e(t) \quad (1)$$

其中， $y(t)$ 表示时间 t 的观测值， $g(t)$ 表示趋势， $s(t)$ 表示季节性， $e(t)$ 表示随机成分。

Step2:拟合趋势和季节性：将时间序列分解为趋势和季节性两个部分，然后使用傅里叶变换对季节性进行拟合：

$$s(t) = \sum_{i=1}^N A_i \sin\left(\frac{2\pi}{P_i} t + \phi_i\right) \quad (2)$$

其中， N 表示拟合的季节性数目， A_i 、 P_i 、 ϕ_i 分别表示第 i 个季节性的振幅、周期和相位。

Step3:拟合趋势：将趋势和季节性相加得到原始时间序列，然后使用线性回归或非线性回归等方法对趋势进行拟合：

$$g(t) = f(t, \theta) \quad (3)$$

其中， θ 表示回归系数。

4.2.2 使用 SARIMA 的时间序列预测

SARIMA 模型可以表示为如下式子： $(p, d, q)(P, D, Q)m$

其中， p 、 d 、 q 分别表示自回归项、差分项和移动平均项的阶数； P 、 D 、 Q 分别表示季节性自回归项、季节性差分项和季节性移动平均项的阶数； m 表示季节性的周期，即每个季节的时间长度。

SARIMA 模型的预测公式如下：

$$Y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \varphi_i (Y_{t-i} - \mu) + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{i=1}^P \Phi_i (Y_{t-mi} - \mu) + \sum_{j=1}^Q \Theta_j \varepsilon_{t-mj} \quad (1)$$

其中， Y_t 表示在时间点 t 的观测值， μ 表示时间序列的均值， φ 和 θ 是自回归系数和移动平均系数， Φ 和 Θ 是季节性自回归系数和季节性移动平均系数， ε 是残差项， p 、 d 、 q 、 P 、 D 、 Q 和 m 分别表示自回归项、差分项、移动平均项、季节性自回归项、季节性差分项、季节性移动平均项和季节性周期。

4.2.3 双模型融合

Prophet 和 SARIMA 都是适合时间序列预测的模型，各有优缺点。在实际预测中，我们发现 Prophet 对季节性的拟合较好，而 SARIMA 对于突变的异常值拟合较好。由于该物流模型希望能够尽可能的对季节性和突变值进行预测，所以我们将两个模型融合，得到最终的时间序列预测结果。采用加权平均进行融合：

$$\hat{y} = \alpha \hat{y}_{Prophet} + (1 - \alpha) \hat{y}_{SARIMA} \quad (1)$$

其中， $\hat{y}_{Prophet}$ 和 \hat{y}_{SARIMA} 分别表示 Prophet 和 ARIMA 的预测结果， α 表示加权系数。

在此处，我们取 $\alpha = 0.5$ 。在 7.1 的敏感性分析中我们进一步讨论该参数的敏感性。

4.2.4 约束条件

鉴于题述条件声明每个物流场地的处理能力和每条线路的运输能力上限均为其历史货量最大值，我们针对超出最大值的部分做处理，总体思想为：假如某一天的货物处理量超过了最大值，则将该部分货物转移到第二天处理。具体如下：

1. **线路运输能力的限制：**考虑到每条运输路线有运输能力的限制，本模型将前一天超出运输能力的部分移动到后一天处理，具体可以表示成：

$$\max_{[i,j]} = \max\{num[i,j,t]\}, t \in D \quad (1)$$

$$\text{if } num[i,j,t] > \max_{[i,j]}, \forall i \in I, j \in J \quad (2)$$

$$\text{than } num[i,j,t+1] = num[i,j,t+1] + num[i,j,t] - \max_j$$

2. **场地处理能力的限制：**考虑到每个物流场地有处理能力的限制，本模型将前一天超出运输能力的部分移动到后一天处理，具体可以表示成：

$$\max_i = \max\{num[i,j,t]\}, t \in D, j \in J \quad (3)$$

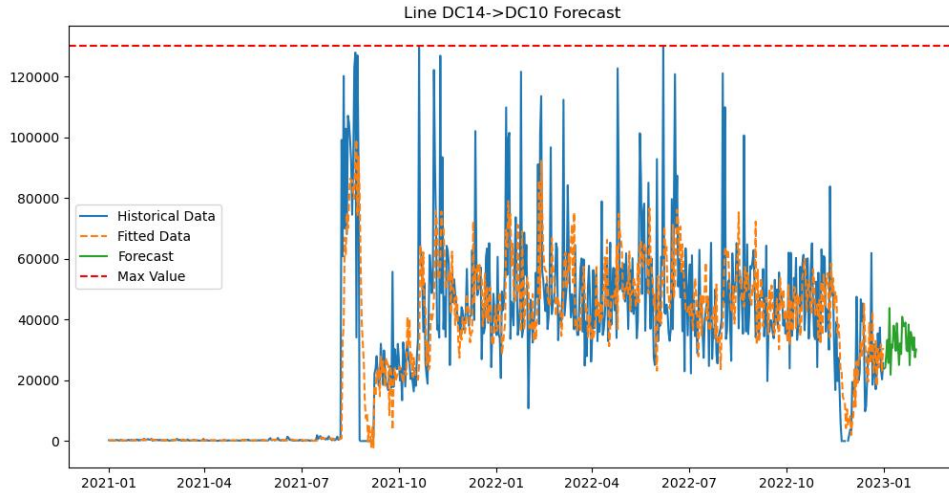
$$\max_j = \max\{num[i,j,t]\}, t \in D, i \in I$$

$$\text{if } num[i,j,t] > \max_i \text{ or } num[i,j,t] > \max_j, \forall i \in I, j \in J \quad (4)$$

$$\text{than } num[i,j,t+1] = num[i,j,t+1] + num[i,j,t] - \max_j$$

4.3 货量预测结果

对于 DC14→DC10、DC20→DC35、DC25→DC62 这三条线路，我们通过 Prophet 和 SARIMA 融合的时间序列预测模型给出了预测结果并进行了可视化，结果如图 3：



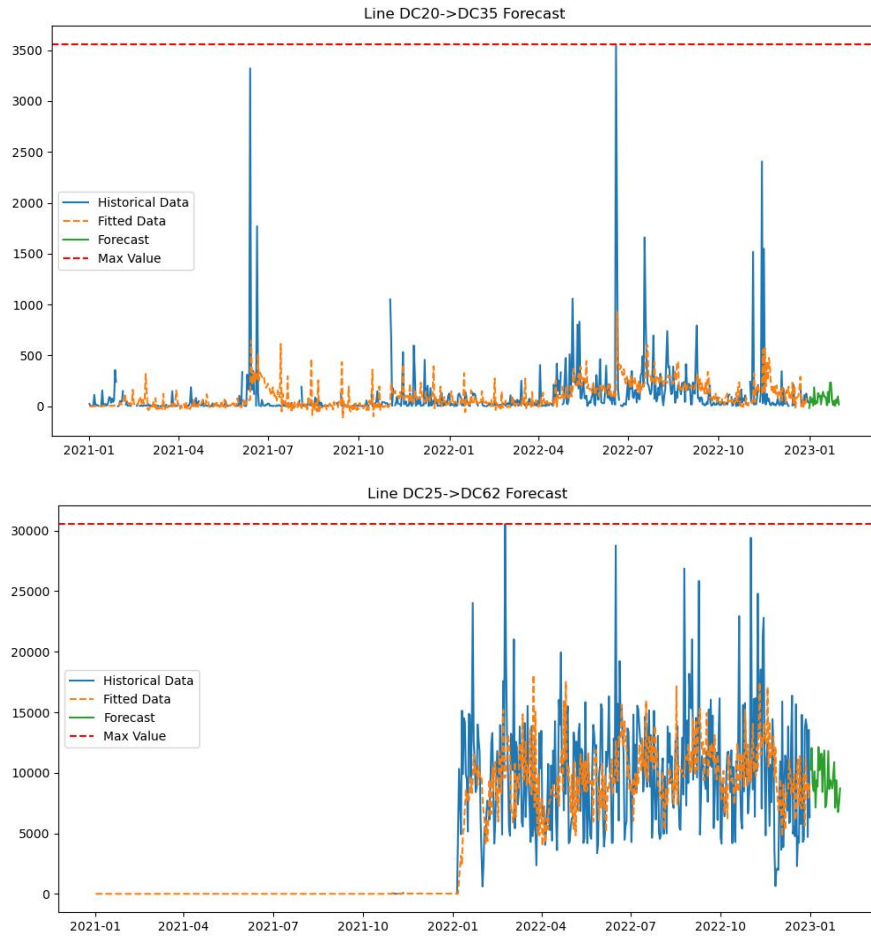


图 3: 货量预测结果可视化

所有线路在 2023-01-01 至 2023-01-31 的预测结果将提供在附件 “prediction.csv”中。

5 问题二与问题三：关于物流场地关停的物流网络优化问题

问题二和问题三总的来说是一个多目标优化问题。首先需要判断当某个结点关闭时，网络是否能够流转。在可以流转的基础上，进一步实现①改变的线路尽可能少②各条线路工作负荷均衡这两个目标。在无法流转的情况下，进一步给出不能正常流转的货量。

本题的物流网络结构和网络流算法中的网络结构十分相像。由于第一个目标是一个非线性规划问题，因此我们用网络流来表示目标函数，并采用动态权重的最小费用可行流算法逐步求解。

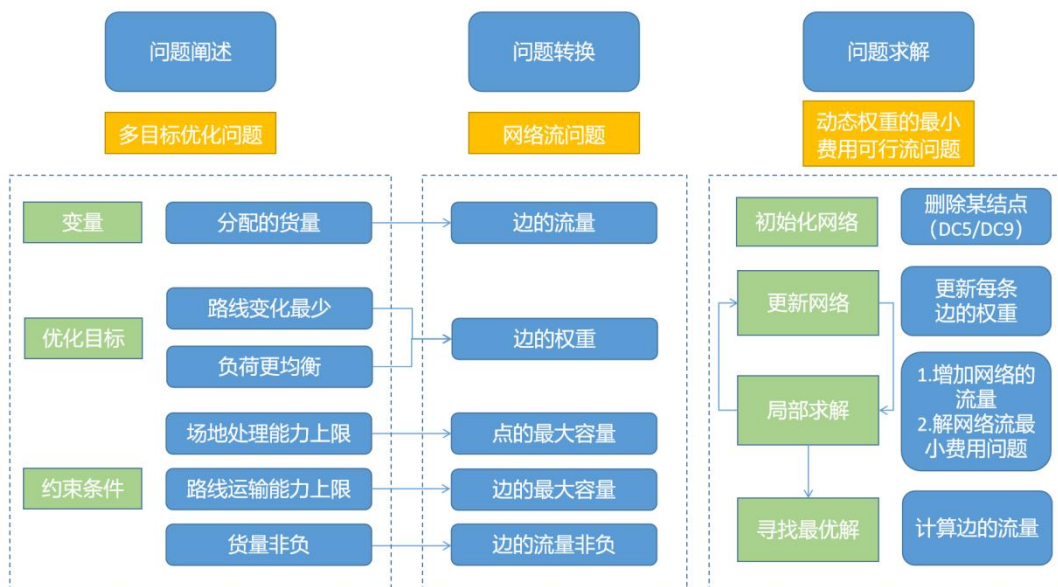


图 4：物流网络优化问题流程图

5.1 构建多目标优化模型

5.1.1 确定目标中的变量

➤ 本题中的决策变量为：

- $x[i, j, t], t \in D'$ ：表示日期 t 从场地 i 到场地 j 的分配货量，这是我们需要确定的货量分配方案。

➤ 过程相关变量包括：

- $L(i, j, t)$ ：表示某线路是否被使用。为一个二进制变量，当线路 i 到 j 的货量发生变化时取值为 1，否则为 0。

- $F(i, j, t)$ ：表示线路 i 到 j 的工作负荷， $F(i, j, t) = \frac{x[i, j, t]}{\max[i, j]}$ 。

- $A(i, j)$ ：线路 i 到 j 的平均工作负荷， $A(i, j) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{num}[i, j, t]}{\max[i, j]}$ 。

- $U(i, j, t)$ ：表示日期为 t 时，线路 i 到 j 中无法正常流转的货量。

- $\max[i, j]$ ：表示路线 i 到 j 的运输能力最大值。

- \max_i ：表示运输结点的处理能力最大值。

5.1.2 确定优化目标

目标 1：最小化因关停场地导致货量发生变化的线路数

$$\text{Minimize } \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{t \in D'} L(i, j, t) \quad (1)$$

目标 2：保持各条线路的工作负荷尽可能均衡

$$\text{Minimize } \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{t \in D'} |F(i, j, t) - A(i, j)| \quad (2)$$

目标 3：（当网络无法正常流转时）最小化未能正常流转的包裹日累计总量

$$\text{Minimize } \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{t \in D'} U(i, j, t) \quad (3)$$

5.1.3 确定约束条件

约束 1：每条线路的运货量不超过运输能力上限：

$$\sum_{t \in D'} x[i, j, t] \leq \max[i, j] \quad (1)$$

约束 2：每个物流点的发送量与接收量的最大值不超过处理能力上限：

$$\sum (date_y \in D) \sum (j \in J) \text{ num}[i, j, t] \leq \max_i \quad (2)$$

$$\sum (date_y \in D) \sum (i \in I) \text{ num}[i, j, t] \leq \max_j \quad (3)$$

约束 3：将某场地的进货量及出货量置零，假设是场地 P：

$$\begin{aligned} \text{num}[P, j, t] &= 0, \forall j, \forall t \\ \text{num}[i, P, t] &= 0, \forall i, \forall t \end{aligned} \quad (4)$$

约束 4：非负约束：

$$x[i, j, t] \geq 0, \forall i, \forall j, \forall t \quad (5)$$

5.2 利用网络流表示目标函数

在 5.1 的目标函数中，容易看到 $L(i, j, t)$ 并非是一个线性变量，因此目标函数很难作为一个连续函数求解。对于这样的问题，我们用网络流表示该物流网络，那么关停场地 P 带来的优化问题则可以认为求解网络流中的最小费用问题。在 5.2 中，我们详细阐述了如何将该目标函数转换为一个网络流的最小费用问题。

5.2.1 网络流模型

在 5.1 所述的物流网络最优解可以转换为一个网络流中的最小费用可行流问题。最小费用可行流问题的目标是在满足流量需求和容量限制的情况下，找到使得流经网络总费用最小的流。我们将一一阐述网络流模型与物流网络的各限制条件的对应：

- 有向图：由于路线的有向性，物流网络本身就是一个有向图。
- 容量：每个点的容量即为物流地点处理能力的上限；每条边的容量即为每条路线的上限。
- 权重：每条边的权重是流经这条边的流量的“代价”，在本题中，权重会随着每一次的流量改变而变化。
- 流量：每条边的流量即为我们所求的运输货物， $x[i, j, t], t \in D'$ 。
- 源点和汇点：网络流问题中通常有一个源点（也叫起点）和一个汇点（也叫终点）。源点是流量产生的地方，汇点是流量消耗的地方。因为本题中构建的点并非是出入平衡的，因此，我们需要构建虚拟源点和汇点，从虚拟源点到有正需求的节点添加边，容量等于需求量，费用为 0；从有负需求的节点到虚拟汇点添加边，容量等于需求量的相反数，费用为 0。
- 需求：在可行流问题中，每个点都可以设置需求。本题中，通过不断对源点增加需求来求得问题的最优解。

5.2.2 确定目标权重（边的权重）

网络流最小费用算法的求解目的是计算当网络中流量取得何时时，网络的费用最小。因此，我们可以通过边的权重（即费用），给不同目标设置不同的权重比例，来求解最小费用问题。这样求解出来的流量就是我们希望的决策变量 $x[i, j, t], t \in D'$ 。

表 3: 各目标的权重

变量	权重	比例
货量发生变化的线路数 $L(i, j, t)$	w_1	1
工作负荷 $F(i, j, t)$	w_2	5

即对每条边的权重设置为：

$$Weight_i = w_1 * L(i, j, t) + w_2 * F(i, j, t)$$

$$\text{其中: } L(i, j, t) = \begin{cases} 1 & \text{如果线路被改变} \\ 0 & \text{如果线路未改变} \end{cases} \quad (1)$$

$$F(i, j, t) = \frac{x[i, j, t]}{\max[i, j]}$$

这个权重的比例以及网络流求解工作步骤可以理解为：当某条线路的负荷比另一条线路高了 20% 以上，网络流会开始改变另一条线路。这样可以在最小化线路数和均衡工作负荷两个目标中找到最优解。

在具体的计算中，我们采用的公式是：

$$Weight_i = w_1 * L(i, j, t) + w_2 * F(i, j, t) + \frac{100000}{res[i, j, t]} \quad (2)$$

这可以使得对于同样的工作负荷的线路，首先将流量分配到剩余容量较大的部分，更适合求得最优解。

5.3 使用动态权重的最小费用可行流算法进行模型求解

在 5.1 中，我们将物流网络建立成了一个网络流中的有向图；在 5.2 中，我们将需要优化的目标表示成了网络流中的权重。可以看到，这个权重的公式随着网络各边的流量改变。因此，这是一个动态权重的最小费用可行流问题。具体而言，整个网络流的求解步骤如下：

Step0: 依照上述过程建图，包括点、边、点和边的容量、边的流量，需要添加虚拟源点和汇点。

Step1: 设假如物流地点 P 关停，删除网络中 P 点及与其有关的所有边。

Step2: 计算流入 P 点的总流量。

Step3: 增加网络中从源点到汇点的流量。

Step4: 每次增加流量后对图解最小费用可行流问题。

Step5: 根据解得的流量，更新图中边的权重。

Step6: 不断重复 Step3-Step5，直到流量增加完毕（即 P 点的总流量）。

- 假如流量增加到某值时，网络最小费用不再可行，则说明剩下的流量无法正常运转。
- 假如流量可以一直增加完毕，则说明所有因物流场地关停而受到影响的货物均可以正常运转。

Step7: 最后一次增加流量后计算得到的边的流量即为 $x[i, j, t], t \in D'$ 的解。

5.4 问题二求解

问题二是一个完全符合上述模型的问题，具体而言，模型假设关停了 DC5 这个物流场地，每个物流场地的处理能力和每条线路的运输能力上限均为其历史货量最大值，计算需要改变的路线及改变的运输货量。

在依据模型的计算中，我们发现关停 DC5 结点后，31 天的货量均能正常运转。对于每天的改变线路总数、网络负荷、网络流结构，我们可视化如下：

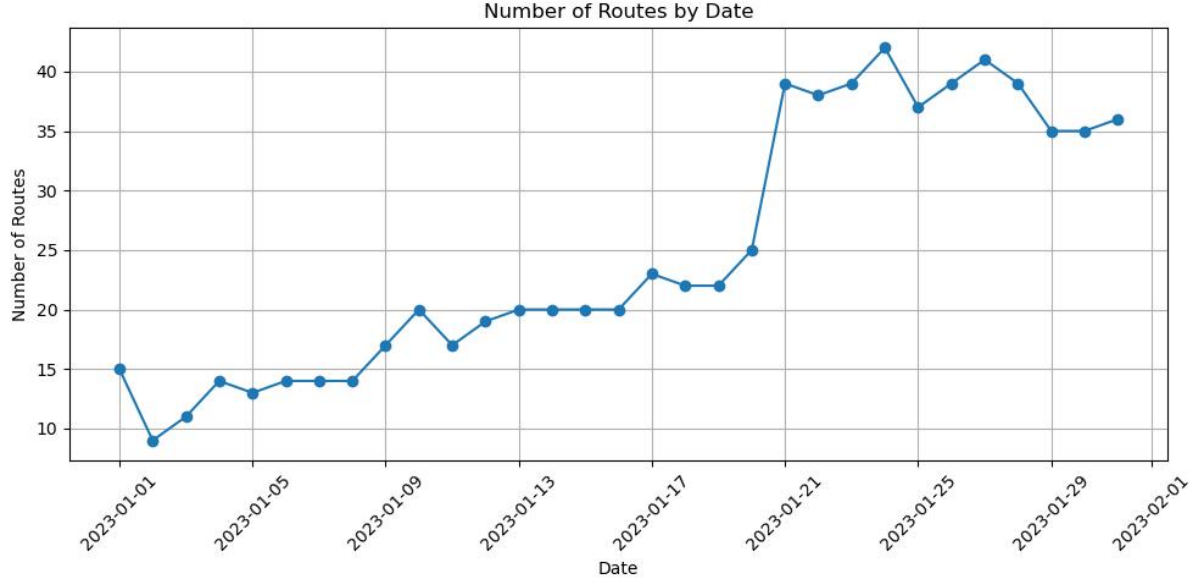


图 5：2023-01-01 至 2023-01-31 每天改变的线路数。

可以看到每天改变的线路数基本在 10-40 左右，在 2023-1-21 有一个跃升，可能是因为那天 DC5 承载的流量相较于之前有了较大的变化。

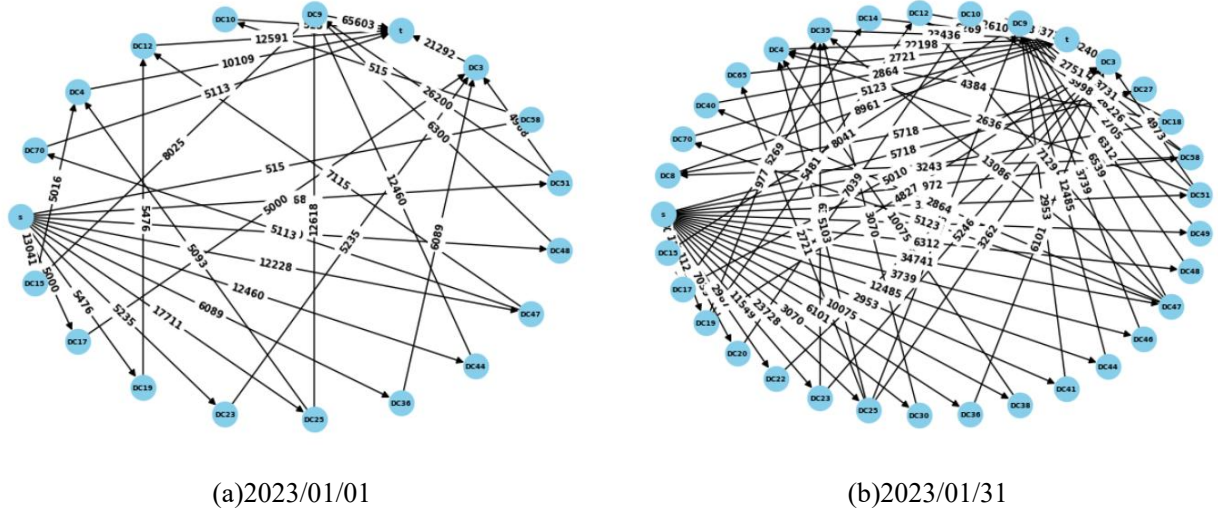


图 6：需要改变的边的网络结构示意图

从网络结构中也可以看到，2023-01-31 的网络结构明显比 2023-01-01 复杂了许多。

图 7 将可视化每一天的网络负荷，具体的计算公式为：

$$load = \frac{\sum used_road}{\sum used_road_max} \quad (1)$$

即为当天使用到的线路与所有线路的最大值的比值。该比值适合用于衡量网络的负荷大小。

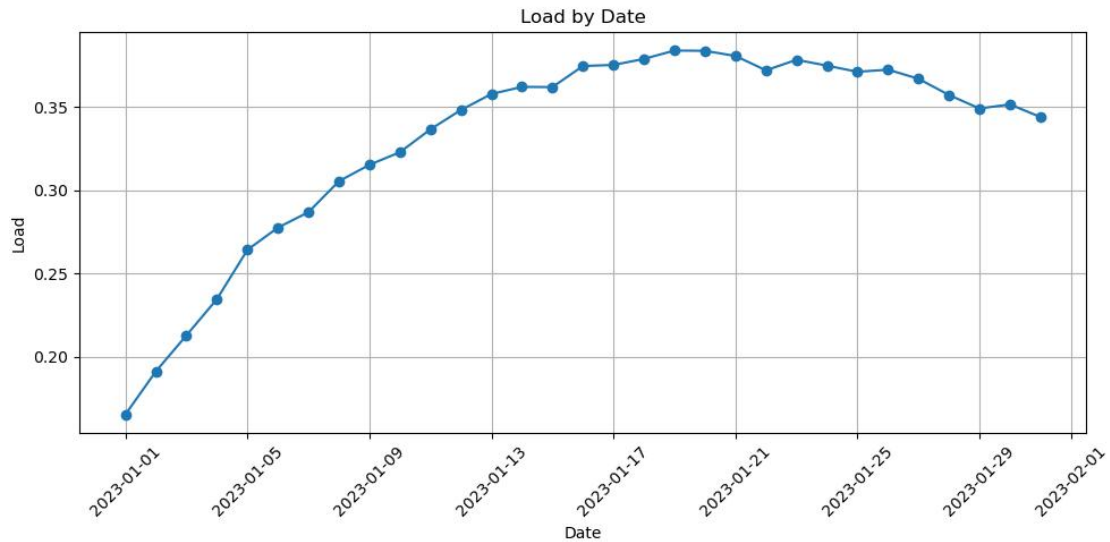


图 7：物流网络负载图

网络的负荷情况基本在 0.15-0.4 左右，顶峰同样在 1 月 20 日左右，这可能是因为此时适逢假期，物流货量较多，符合实际情况。同时，由于网络负荷的变化明显缓于线路的变换，可以看出我们的货量分配方式有效的减缓了物流增多及物流结点关停等突发状况带来的冲击。

全部详细数据将在附件中展示。

5.5 问题三求解

问题三基本符合上述模型。问题三在问题二的基础上，允许对物流网络结构进行动态调整，转换到网络流问题上，意味着我们可以在建图的时候建成完全图。

具体而言，我们对所有未连接的结点建边，边的容量和点的容量设置为历史所有数据的最大值，边的流量设置为 0。在此基础上，问题三可以用上述模型解决。

在依据模型的计算中，我们发现关停 DC9 结点后，31 天的货量均能正常运转。对于每天的改变线路总数、网络负荷、网络流结构，我们可视化如下：

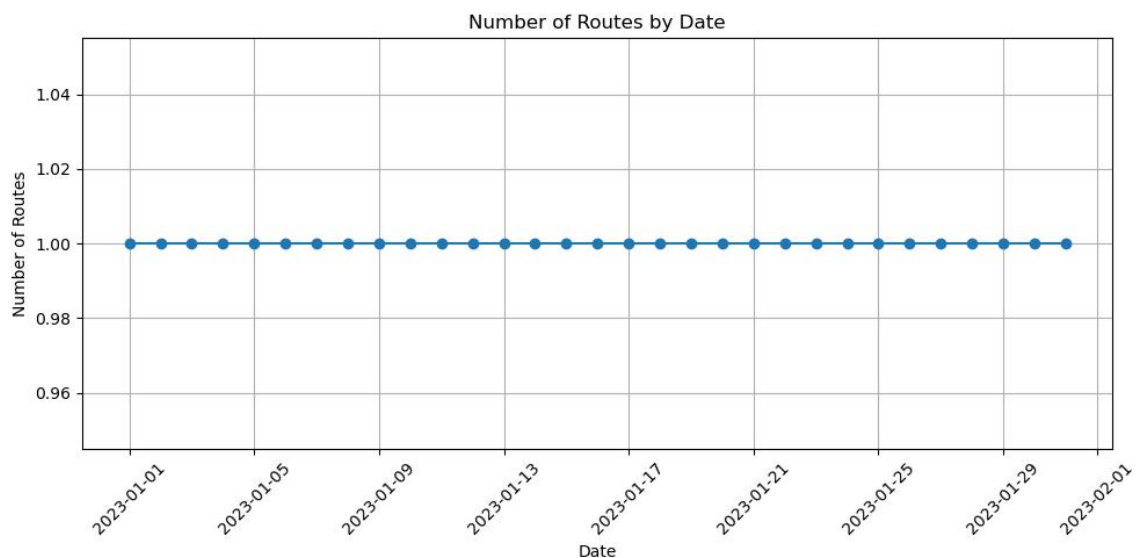


图 8：2023-01-01 至 2023-01-31 每天改变的线路数。

可以看到每天改变的线路数都为 1，经过回溯，发现 DC9 的预测值非常小，因此我们的模型中通常只开一条线路就足以负荷。

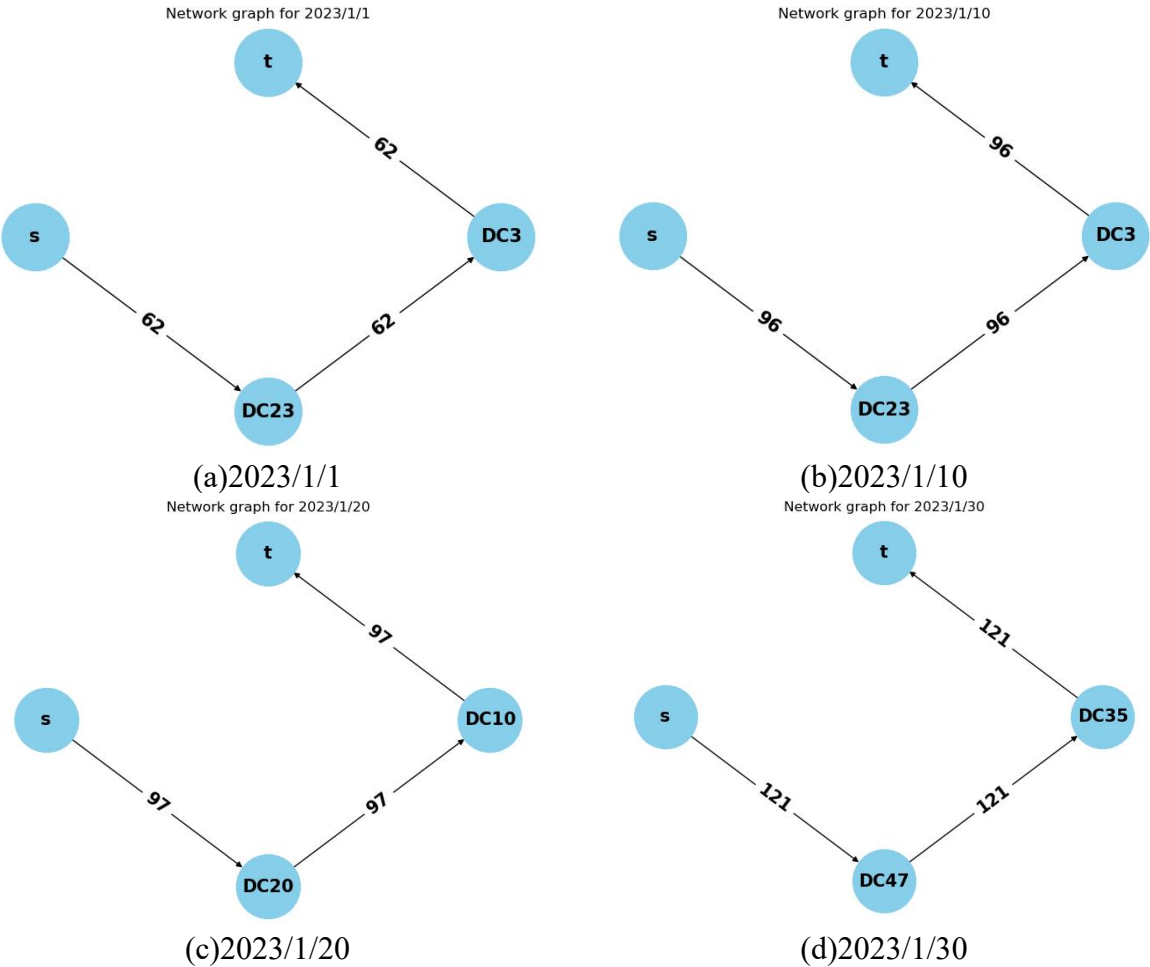


图 9：需要改变的边的网络结构示意图

从网络结构中也可以看到，删除 DC9 带来的网络结构的改变基本上就只带来几百的货物量更改。

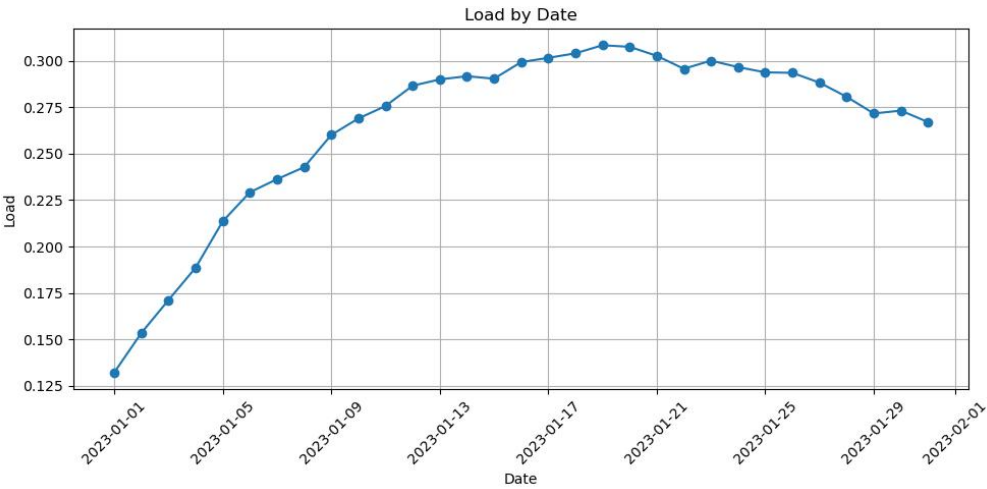


图 10：物流网络负载图

网络的负荷情况基本在 0.15-0.4 左右，顶峰同样在 1 月 20 日左右，这可能是因为

此时适逢假期，物流货量较多，符合实际情况。同时，由于网络负荷的变化明显缓于线路的变换，可以看出我们的货量分配方式有效的减缓了物流增多及物流结点关停等突发状况带来的冲击。

全部数据将在附件中展示。

6 问题四：物流网络的评价与优化

6.1 基于 TOPSIS-熵权法的物流网络评价

在本问中，需要对物流网络中的物流场地和线路的重要性进行评价，这是一个多元预测问题。我选择 TOPSIS-熵权法对物流网络的重要性进行评价，当将 TOPSIS 法和熵权法结合使用时，可以充分利用它们的优势。使用熵权法计算各个评价指标的权重可以得到客观、自适应的权重分配。应用到 TOPSIS 法中则可以对评价对象进行直观、灵活且易于实现的排序和评价。

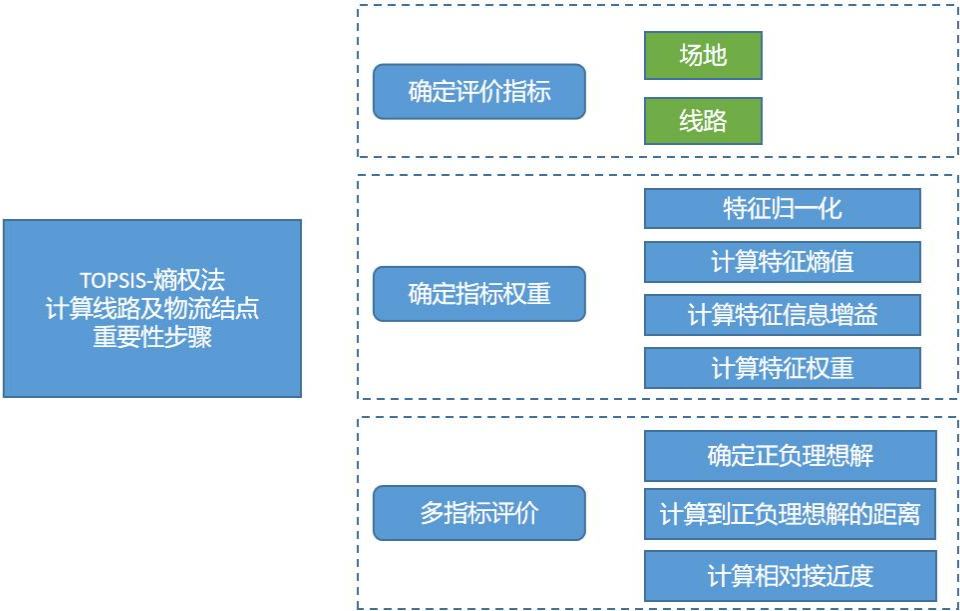


图 11: 多元评价 TOPSIS-熵权法流程图

6.1.1 评价指标选取

➤ 影响线路的重要性的指标如下：

- 平均运输量： $\overline{num}[i,j] = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n num[i,j,t]$
- 最高运输量： $\max_{[i,j]} = \max \{num[i,j,t], \forall t\}$
- 负荷的变异系数： $Var_{[i,j]} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (num[i,j,t] - \overline{num}[i,j,t])^2$ ，表示这条线路对突发状况的应对能力，变异系数越高，说明路线重要性越大。

➤ 影响物流场地的重要性的指标如下：

- 平均收货量： $\overline{num[* , i]} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k num[j, i, t]$
- 最高收货量： $\max_{[* , i]} = \max \{num[j, i, t], \forall t, \forall j\}$
- 平均发货量： $\overline{num[i, *]} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k num[i, j, t]$
- 最高发货量： $\max_{[i, *]} = \max \{num[i, j, t], \forall t, \forall j\}$
- 连接的线路总数： $Node_i$ ，表示与结点连接的线路的总数

6.1.2 使用熵权法计算权重

Step1:计算每个特征在所有样本中的归一化值：

$$x_{ij'} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_{kj}^2}} \quad (1)$$

其中， x_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 个特征的原始值， $x_{ij'}$ 表示第 i 个样本的第 j 个特征

的归一化值， $\sum_{k=1}^n x_{kj}^2$ 表示所有样本的第 j 个特征的平方和。

Step2:计算每个特征的熵值：

$$EV_j = -\sum_{i=1}^m p_{ij} \log_2 p_{ij} \quad (2)$$

其中， p_{ij} 表示第 i 个样本的第 j 个特征的归一化值在所有样本中出现的频率。

Step3:计算每个特征的信息增益：

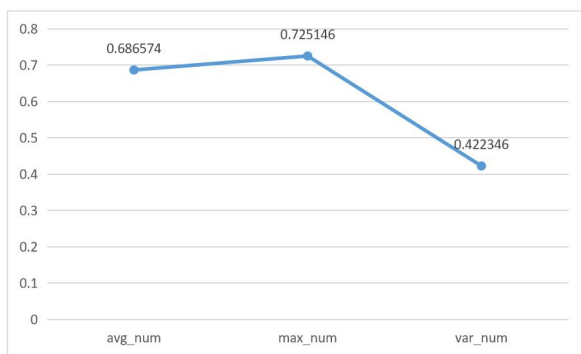
$$IG_j = 1 - EV_j \quad (3)$$

Step4:计算每个特征的权重值：

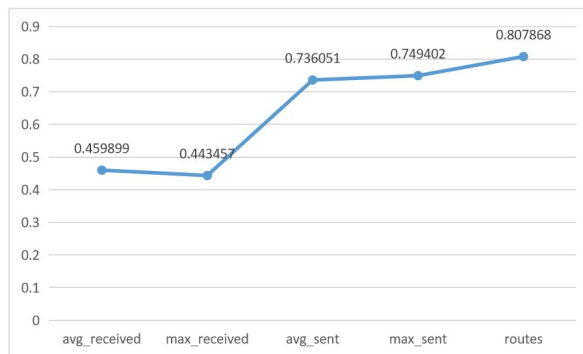
$$WV_j = \frac{IG_j}{\sum_{k=1}^n IG_k} \quad (4)$$

其中， $\sum_{k=1}^n IG_k$ sum(IG_k)表示所有特征的信息增益之和。

计算出的线路和物流结点的权重比值如图：



(a)线路各特征权重



(b)物流节点各特征权重

图 12: 线路及物流节点各特征权重

有了客观的权重之后，就可以采用 TOPSIS 进行评价。

6.1.3 使用 TOPSIS 法进行评价

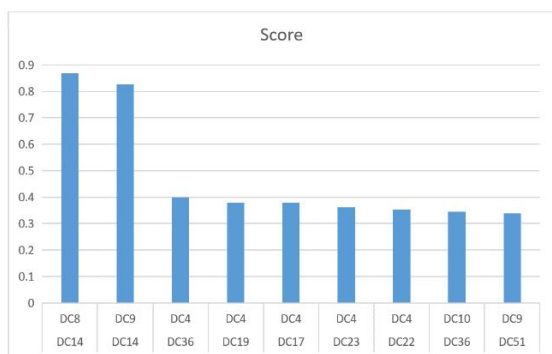
在计算出了各特征的权重之后，可以采用 TOPSIS 评价法衡量各线路及物流节点的重要性。它的基本思想是一个最佳的方案应该是与正理想解最相似，与负理想解最不相似的方案。正理想解表示各个属性值都达到最优的解，而负理想解表示各个属性值都达到最差的解。具体步骤如下：

Step1:确定正负理想解：正理想解是各指标加权标准化值的最大值组成的向量，负理想解是各指标加权标准化值的最小值组成的向量。在本题中，所有特征均为正向指标。

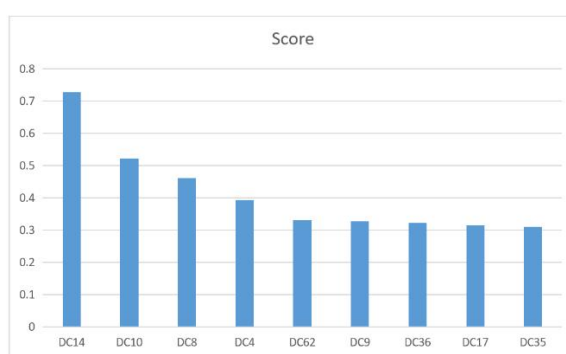
Step2:计算各方案到正负理想解的距离：计算每个方案与正理想解和负理想解之间的欧氏距离。

Step3:计算相对接近度：相对接近度是各方案到负理想解距离与正负理想解距离之和的比值。接近度越大，表示方案越接近正理想解，优选程度越高。

计算出得分之后，我们可视化线路和物流节点前十名的得分：



(a)线路 TOPSIS 评分前十名



(b)物流节点 TOPSIS 评分前十名

图 13: 线路及物流节点 TOPSIS 评分前十名

可以看到，对于线路而言，DC8→DC14 和 DC9→DC14 这两条线路的重要性明显比其他线路高很多，这是因为这两条线路的平均运输量、最高运输量都比其他线路高许多，且具有稳定运输的能力。

对于物流结点而言，DC14 这个结点的处理能力明显高于其他的结点，由数据可以看到，DC14 的平均发货量比第二名高了将近三倍。且线路中的两条运输量最高的线路都是运往 DC14 的，这也间接证明了 DC14 这个物流节点的重要性。

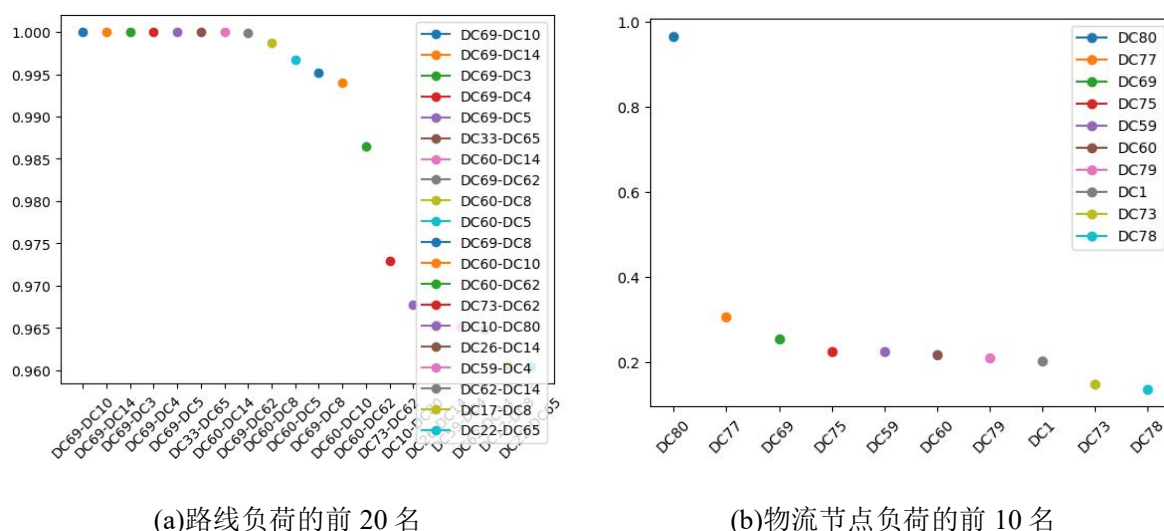
值得一提的是，在第三问的求解中，我们发现 DC9 的预测量并不高，但是在本问中，DC9 的重要性却进入了前十名。经过数据回溯，发现 DC9 的很多线路历史容量都非常高，但是基本在 2022 年为 0，因此 2023 年的预测值非常小，趋近于 0。我们猜测这可能是由于 DC9 的许多线路在 2022 年关停了，因此三四问的结果并不矛盾。

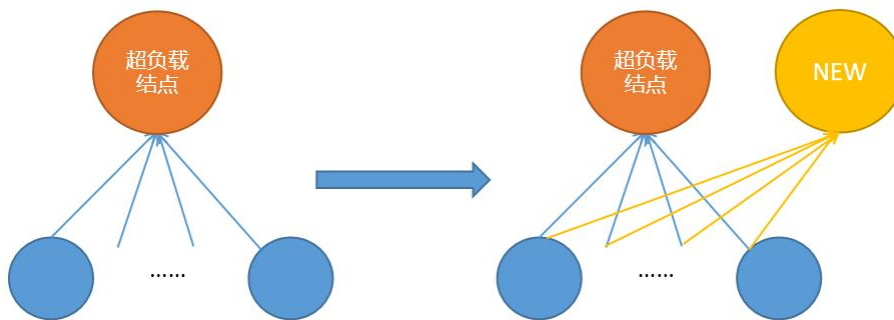
6.2 线路结点优化

对于物流网络问题，我们希望每个结点和线路的负荷都尽可能的小且平均。假如我们只考虑使得负荷尽可能小，那么只要我们尽可能的增加结点和路线，那么在相同的流量下，结点和线路的负荷都会变小。但是，在真实的情况中，无限的增加结点和线路会带来大量的成本。因此，我们只针对部分负荷较高的路线和结点进行优化。路线和物流结点的负荷计算公式如下：

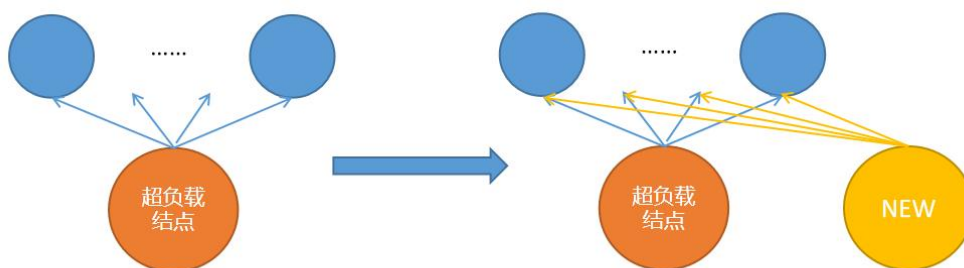
$$\begin{aligned} \text{线路负荷} &= \frac{\text{预测期间平均负载量}}{\text{历史最大运载量}} \\ \text{结点负荷} &= \frac{\text{预测期间平均处理量}}{\text{历史最大处理量}} \end{aligned} \quad (1)$$

其中线路的负载量指的是单日的运输量，结点的处理量为结点的收货量和发货量的和。经过计算，负荷量较大的线路和节点展示如图 14：

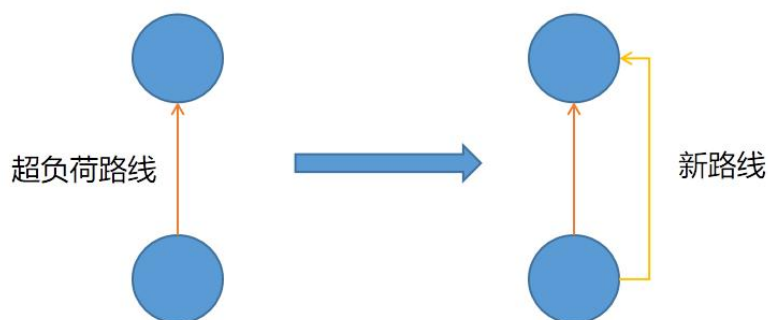




2. 假如节点的发货量较高，则增加一个节点，并新建线路，连接节点的收货方和新节点。



3. 假如某条线路的负荷量过高，则增加新线路，连接原线路的节点。



基于上述原则，我们给出以下几种可行的路线及节点新建方案：

建议 1：新建节点 DCi，新建线路连接 DCi 到 DC10,DC14,DC3,DC4,DC5 这是为了缓解 DC69 的发货压力。

建议 2：新建节点 DCi，新建线路连接 DCi 到 DC14,DC8,DC5,DC10,DC62，这是为了缓解 DC60 的发货压力。

建议 3：新建节点 DCi，新建线路连接 DCi 到 DC80 的收货方与发货方。

以上均为可行的建议，可以根据上述三个原则以及新建节点和线路的成本继续对网络进行优化。

6.3 物流网络鲁棒性讨论

物流网络的鲁棒性指的是它在面对各种意外情况或者突发事件时能够维持其正常的运转和服务水平的能力。这些意外情况可以包括自然灾害、交通拥堵、设备故障、供应链中断、劳动力不足等等。

对于本物流网络的鲁棒性讨论，我们通过不断删去网络的结点，并计算删除后网络的最大流来表征物流网络的鲁棒性。删除网络的结点可以模拟因疫情、地震等突发事件导致物流场地临时或永久停用的情况，通过计算网络的最大流，可以得出该物流网络可以承受的最大运输货物量。下图显示了不断删除结点时，网络的最大流，删除的结点的顺序由结点的处理能力大小决定。

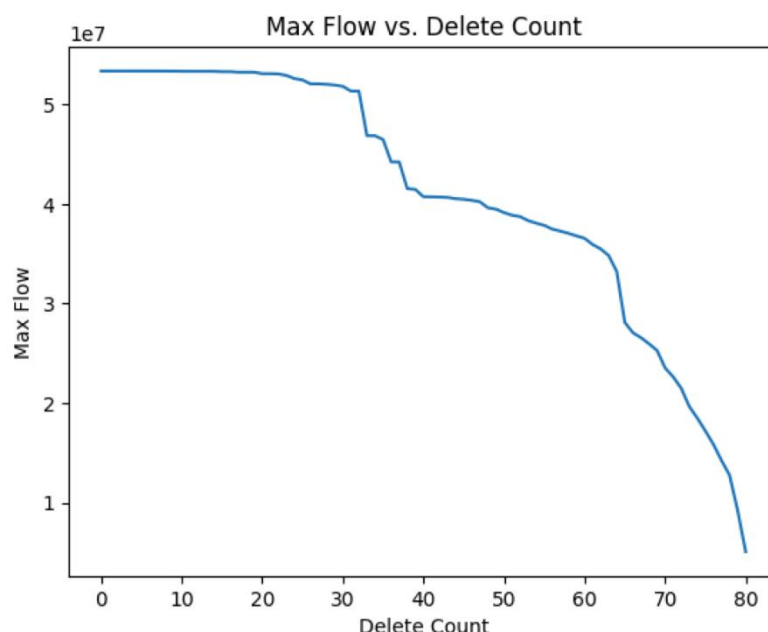


图 15：模型删除结点后网络最大流

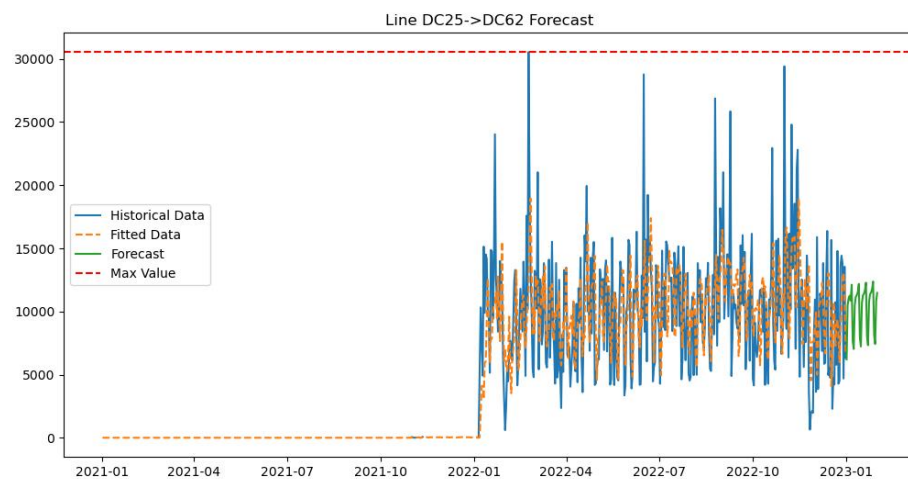
可以看到物流场地关停的越多，对网络的最大运转货量影响越大。在删除到 30 个物流场地，即剩余 50 个的时候，能够运转的最大货物数量有一个较强的突变。因此，我们认为在物流场地关停 30 个以内时，网络都是有较强的鲁棒性的。

在实际情况下，对于一个特定的需要运输的货物量，我们可以计算出至多需要多少结点才足以运转；对于已知结点崩溃的情况，我们也可以得出至多能运转多少货物。

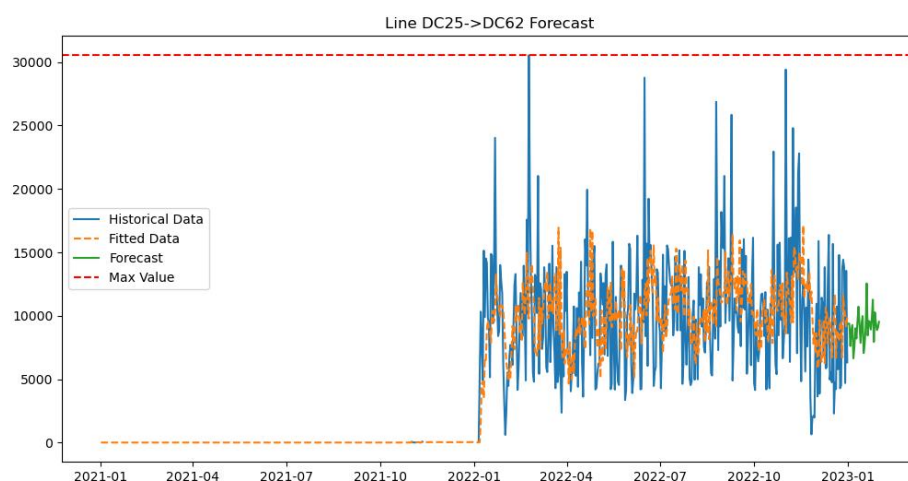
7 模型灵敏度检验

对时间序列预测融合模型中 α 的敏感性检验

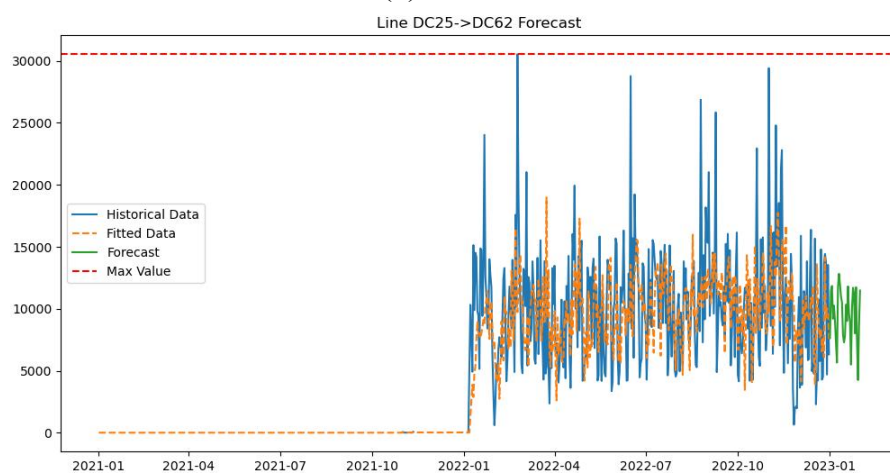
我们对 α 取不同的值，并可视化不同 α 取值时题述三条线路的拟合程度。我们选取 DC25→DC62 这条路线作为例子，阐述不同的 α 取值会带来怎样的影响。



(a) $\alpha = 0$



(b) $\alpha = 0.3$



(c) $\alpha = 0.8$

图 16: DC25→DC62 在不同的 α 取值的预测值

可以看到，在 SARIMA 占比较高的时候，模型对季节性的预测效果很好，但是对突变数据的拟合不佳；在 Prophet 占比较高的时候则相反。因此，将两者进行融合是恰当的。

8 模型评价与推广

8.1 模型优点

1. 预测模型融合了不同的时间序列预测方法，使得预测结果更精确。
2. 模型将物流网络问题巧妙地转化为了网络流的问题，便于对物流网络问题进行最优化的求解。
3. 模型对物流网络的优化提出了普适性的建议，便于推广到不同的物流网络上。

8.2 模型缺点

1. 计算量过大。对于货量预测过程以及网络流的求解过程，由于数据量过大及模型过于复杂，程序往往需要运行很长的时间。
2. 没有实时更新线路和结点的状态的数据，比如一些线路可能在 2021 年使用，在 2022 年关停了。在网络流的计算中，我们仍然假定它是可以使用的。

8.3 模型改进

1. 在计算网络流的时候，可以将近期末用的线路视为关停。
2. 在预测 2023 年的货量时，可以继续融合多种模型，特别是机器学习模型。
3. 在预测 2023 年的货量时，可以对特殊的日期进行特殊预测（比如双十一、618 等促销日），使得模型能够更好的应对突发状况。

8.4 模型推广

1. Prophet-SARIMA 模型可以推广到有较大突发值的时间序列预测模型中。
2. 动态权重的网络流模型可以推广到需要重新分配流量的网络模型中。
3. 网络的评价、优化和鲁棒性思想可以推广到不同的网络结构中。

参考文献

- [1] 季铭慧. 应急物流网络优化研究综述 [J]. 中国储运, 2023, No.269(02): 82-83. DOI: 10.16301/j.cnki.cn12-1204/f.2023.02.118.
- [2] 刘凤春, 赵亚宁, 董新雁等. ARMA-BP 物流需求预测模型及应用 [J]. 华北理工大学学报 (自然科学版), 2018, 40(03): 120-128.
- [3] 叶创鑫, 谭满春. 基于 SVM 与人工神经网络组合模型的物流规划车辆行程时间预测 [J]. 暨南大学学报 (自然科学与医学版), 2010, 31(05): 451-456.
- [4] 汤中明, 熊文杰, 胡媛荣. 碳减排政策下库存运输集成决策优化研究综述 [J]. 武汉商学院学报, 2018, 32(05): 20-24. DOI: 10.16199/j.cnki.jwbu.2018.05.008.

附录说明

本论文的支撑材料包括以下内容：

文件名称	说明
problem1_arima.ipynb	利用 SARIMA 进行时间序列预测的程序
problem1_prophet.ipynb	利用 prophet 进行时间序列预测的程序
problem1_prediction.csv	第一问预测结果
problem2_all.ipynb problem2_20230101.ipynb problem2_20230131.ipynb	基于网络流计算 DC5 关停分配方式的程序
problem2_change.csv	第二问计算的更改的路线以及运输量
problem2_final.csv	第二问计算的所有的路线以及运输量
problem3_all.ipynb	基于完全图的网络流计算 DC9 关停分配方式的程序
problem3_all.csv	第三问计算的更改的路线以及运输量
problem4_1_topsis.ipynb	第四问 topsis-熵权法计算程序
problem4_1_topsis_weight.csv	第四问 topsis-熵权法计算权重
problem4_1_Road_topsis_results.csv	第四问 topsis-熵权法计算的线路的结果
problem4_1_Node_topsis_results.csv	第四问 topsis-熵权法计算的结点的结果
problem4_2_net.ipynb	第四问线路优化的画图程序
problem4_3_all.csv	第四问鲁棒性分析的数据结果
problem4_3_delete.ipynb	第四问鲁棒性分析的计算程序
problem4_3_draw.ipynb	第四问鲁棒性分析的画图程序