

基于超效率DEA-Malmquist 和Tobit模型的长三角机场群 运行效率分析

王馨馨, 石丽娜

上海工程技术大学航空运输学院, 上海

收稿日期: 2024年1月19日; 录用日期: 2024年3月19日; 发布日期: 2024年4月28日

摘要

结合超效率DEA模型和Malmquist指数, 从静态效率和动态效率两个角度, 对2015~2022年长三角机场群内各机场的运行效率进行分析, 并使用Tobit模型研究影响机场运行效率的因素, 实证结果表明: 1) 2015~2018年间每年只有5个机场达到DEA有效, 而2019~2022年, 每年有8到9个机场达到DEA有效, 说明长三角机场群运行效率整体有显著提高。2) 基于Malmquist指数模型从各机场动态发展和各时段动态发展分析, 技术水平的提高对全要素增长率起主要作用, 说明技术进步依然是提高机场效率的主要方法, 而新冠疫情的影响使得长三角机场群运行效率出现阶段性降低。3) 航空公司运营个数会对Malmquist指数产生显著的正向影响关系, 而通航点个数则会对Malmquist指数产生显著的负向影响关系, 但机场所在城市人均GDP和机场所在城市客运量并不会对Malmquist指数产生影响关系。

关键词

机场效率, 超效率DEA, Malmquist指数, Tobit模型

Analysis of Operational Efficiency of Airport Clusters in the Yangtze River Delta Region Based on Super Efficient DEA Malmquist and Tobit Models

Xinxin Wang, Lina Shi

School of Air Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: Jan. 19th, 2024; accepted: Mar. 19th, 2024; published: Apr. 28th, 2024

文章引用: 王馨馨, 石丽娜. 基于超效率DEA-Malmquist和Tobit模型的长三角机场群运行效率分析[J]. 运筹与模糊学, 2024, 14(2): 1108-1120. DOI: 10.12677/orf.2024.142210

Abstract

Combining the super efficiency DEA model and Malmquist index, this paper analyzes the operational efficiency of various airports within the Yangtze River Delta airport cluster from the perspectives of static efficiency and dynamic efficiency from 2015 to 2022. The Tobit model is used to study the factors affecting airport operational efficiency. The empirical results show that: 1) Between 2015 and 2018, only 5 airports achieved DEA effectiveness each year, while from 2019 to 2022, 8 to 9 airports achieved DEA effectiveness each year, indicating a significant improvement in the overall operational efficiency of the Yangtze River Delta airport cluster. 2) Based on the Malmquist index model, from the analysis of the dynamic development of each airport and each period of time, the improvement of technical level plays a major role in the total factor growth rate, indicating that technical progress is still the main method to improve airport efficiency, while the impact of the COVID-19 has led to a phased reduction in the operational efficiency of the Yangtze River Delta airport group. 3) The number of airline operations will have a significant positive impact on the Malmquist index, while the number of navigation points will have a significant negative impact on the Malmquist index. However, the per capita GDP of the city where the airport is located and the passenger volume of the city where the airport is located will not have an impact on the Malmquist index.

Keywords

Airport Efficiency, Super Efficient DEA, Malmquist Index, Tobit Model

Copyright © 2024 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

2018 年民航局与上海市、江苏省、浙江省、安徽省共同签署《关于共同推进长三角地区民航协同发展努力打造长三角世界级机场群合作协议》，2019 年共中央、国务院印发《粤港澳大湾区发展规划纲要》等，对区域机场群的范围数量、整体发展目标和机场定位进行了系统性的规划，竭力推进区域机场群一体化发展。随着我国民航业的快速发展，在城市群的基础上逐渐形成了了机场群，目前我国主要的四大机场群为京津冀机场群、长三角机场群、粤港澳机场群和成渝机场群。城市群和机场群的发展会很大程度的影响城市和区域的经济的发展，因此关于机场群的运行现状和效率问题成为机场和相关地方政府关注的问题。

近年来，学者们对单个机场的运行效率进行了深入研究，但对机场群的运行效率研究相对较少。杨新渥[1]等人使用超效率 DEA 模型、Logit 模型和聚类分析组合分类模型，以珠三角机场群为例，对各机场进行了梯度区分定位。曾竹喧[2]提出并行 DEA 模型对机场群效率进行测算，并从整体效率、分地区效率和机场子系统效率三个方面进行对比分析。梁的达[3]从单个机场角度出发，采用三阶段 DEA 方法对机场效率进行评价，并运用 Malmquist 指数分析各机场的生产率变动情况。韩东[4]使用含非期望产出的超效率 SBM 模型对华东机场群内 30 个主要机场的运营效率进行评价与分析。高黎[5]使用数据包络评价方法测算了我国四大机场群的效率值，并采用 CCR 模型进行对比分析。景崇毅[6]应用并行网络 DEA 模型与中介效应模型相结合，对世界主要机场群效率进行研究测算。宋如博[7]使用并行网络 DEA 模型，

对欧洲、美国和我国国内各四个机场群进行效率评价, 并从全样本机场群、不同区域机场群和不同发展模式下进行效率对比分析。王茜[8]使用数据包络分析法对我国的三大机场群效率进行测算, 并从资源配置角度研究机场的投入产出比例结构。

然而, 这些研究大多使用静态研究方法, 对机场群动态的运行效率研究的相关文献较少, 且研究方法相对较为单一。此外, 这些方法大多只能测算机场效率是否有效, 而对其效率影响因素的分析较少。因此, 未来需要更多的研究来探索机场群动态的运行效率及其影响因素, 并采用多种研究方法进行综合分析。

本文采用基于非导向的超效率 DEA-Malmquist 模型和 Tobit 模型对长三角机场群的运行效率进行研究。其中, 超效率 DEA 模型能够有效评价区域内机场的运行有效性和运行效率, 同时结合 Malmquist 指数模型可以反映决策单元的动态发展情况, 并揭示其未来发展趋势。在此基础上, 使用 Tobit 模型有效的解释机场效率的影响因素。

2. 长三角机场群运行情况

2.1. 机场群呈现多层次模式特征

2022 年, 长三角机场群共完成旅客吞吐量和货邮吞吐量分别占全国的 17.6%和 34.2%。根据各机场旅客吞吐量在机场群中所占的比例, 长三角机场群呈现出多层次的结构, 其中包括一个核心机场(上海), 两个中心机场(杭州、南京), 以及若干中小机场, 可以用“1 + 2 + N”的方式来描述。如图 1 所示:

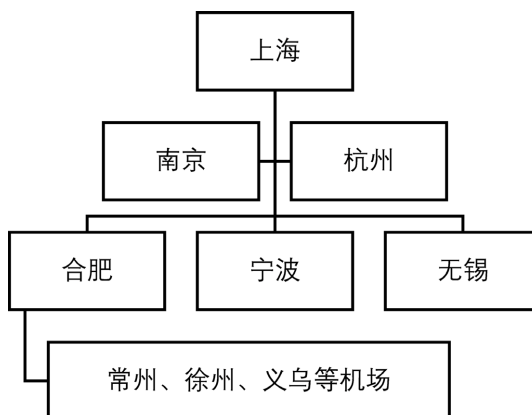


Figure 1. The hierarchical structure of the Yangtze River delta airport cluster
图 1. 长三角机场群层级结构

2.2. 机场数量与航线网络通达情况

长三角地区有 23 个通航机场, 形成以上海为核心、杭州、南京、合肥等为中心, 其他机场为支撑的运输机场体系。机场群内部需要加强协作和科学合理设计, 以适应长三角先进制造业中长期发展的需求。综合交通枢纽和机场集疏运体系也需要进一步完善。长三角机场数量与航线网络通达情况如表 1。

2.3. 机场群内航班班次情况

2022 年全年长三角机场群共保障航班 69.95 万班次, 同比 2021 年降低 33.93%, 较 2019 年降低 50.01%, 2022 年长三角机场群保障班次最多的为上海浦东机场 20.45 万班次, 其次为杭州萧山机场 19.03 万班次。如表 2 所示。

Table 1. The number of airports and the accessibility of the airline network
表 1. 机场数量与航线网络通达情况

省市	机场数/个	2020 年航线发展情况		2025 年预期目标	
		通航点/个	航线/条	通航点/个	航线/条
上海	2	314	355	-	-
江苏	9	178	464	195	-
浙江	6	384	590	590	720
安徽	6	109	112	-	170
合计	23	985	1521	-	-

数据来源：长三角地区各省市“十四五”民航发展规划、中国民用航空局。

Table 2. Comparison of actual flight volume of Yangtze River delta airport cluster in 2019, 2021, and 2022
表 2. 2019 年、2021 年和 2022 年长三角机场群实际航班量对比

机场	上海/虹桥	上海/浦东	杭州/萧山	南京/禄口	宁波/栎社	总计
2019 年	27.24	51.18	29.09	23.48	8.94	139.94
2021 年	23.21	34.97	23.82	16.19	7.76	105.58
2022 年	12.27	20.45	19.03	12.59	5.61	69.95
2022 年占比	17.54%	29.24%	27.21%	17.99%	8.02%	

数据来源：中国民用航空局。

3. 样本选取及评价指标体系构建

3.1. 决策单元的确定

在使用 DEA 测算效率时，要评估的对象称为决策单元，要求决策单元具有相同的投入要素，即具有同质性[9]。根据《长江三角洲地区交通运输更高质量一体化发展规划》，选定的长三角机场群包含上海浦东、上海虹桥、南京禄口、杭州萧山、宁波栎社、合肥新桥、无锡硕放、常州奔牛、南通兴东、扬州泰州、盐城南洋、舟山普陀山、台州路桥、安庆/天柱山、池州九华山共 16 个机场。研究时间段 2015~2022 年。

3.2. 投入产出指标的确定

指标的选取需要遵循完整性、可操作性、客观性和间接性等原则。综合国内外学者的研究，本文使用因子分析法从众多投入指标中选取了航站楼面积、停机位个数和通航点作为投入指标，选取旅客吞吐量、货邮吞吐量和飞机起降架次作为产出指标。2015~2022 年投入、产出指标及其描述性统计如表 3 所示：

Table 3. Descriptive statistics of input and output indicators from 2015 to 2022
表 3. 2015 年~2022 年投入，产出指标描述性统计

类型	指标名称	最小值	最大值	均值	标准差
投入指标	航站楼面积(万 m ²)	0.64	145.6	24.917	41.533
	停机位数量	5	340	64.250	86.243
	通航城市数量	12	297	70.563	69.278

续表

产出指标	旅客吞吐量(人次)	78861	76,153,455	11,120,190	16,653,122
	货邮吞吐量(吨)	21.8	3,982,616.4	337,491.140	860,544.644
	飞机起降架次	1761	511,846	90,917	118,663

数据来源: 2015~2022 年民航机场生产统计公报、飞常准航线数据和各机场官网。

2015~2022 年投入、产出指标的 Pearson 相关性分析如表 4 所示, 结果显示投入产出指标之间具有较高的相关性, 符合 DEA 模型的指标选取要求。

Table 4. Pearson correlation analysis between input and output indicators from 2015 to 2022

表 4. 2015~2022 年投入, 产出指标之间 Pearson 相关性分析

产出指标	年份	投入指标		
		航站楼面积	停机位个数	通航点个数
旅客吞吐量	2015	0.921**	0.974**	0.942**
	2016	0.931**	0.980**	0.951**
	2017	0.939**	0.982**	0.955**
	2018	0.940**	0.983**	0.960**
	2019	0.939**	0.983**	0.958**
	2020	0.872**	0.885**	0.849**
	2021	0.870**	0.888**	0.855**
	2022	0.857**	0.798**	0.783**
货邮吞吐量	2015	0.848**	0.914**	0.921**
	2016	0.853**	0.914**	0.923**
	2017	0.857**	0.911**	0.923**
	2018	0.864**	0.913**	0.925**
	2019	0.874**	0.918**	0.930**
	2020	0.883**	0.914**	0.931**
	2021	0.887**	0.913**	0.929**
	2022	0.899**	0.911**	0.930**
飞机起降架次	2015	0.946**	0.983**	0.958**
	2016	0.950**	0.985**	0.963**
	2017	0.953**	0.984**	0.965**
	2018	0.955**	0.983**	0.966**
	2019	0.952**	0.983**	0.966**
	2020	0.938**	0.952**	0.932**
	2021	0.942**	0.958**	0.943**
	2022	0.946**	0.905**	0.902**

注: **表示在 0.01 水平(双侧)上显著相关。

4. 长三角机场群运行效率模型

4.1. 超效率 DEA-Malmquist 模型

DEA 也被称为数据包络法, 是一种非参数的测算效率的评价方法, 是由运筹学家 A. Charnes 等[10]提出的评价方法, 可以计算具有多个投入和多个产出指标的决策单元(DMU)之间的相对有效性。指标不需要计算权重也不需要计量单位进行处理, 有效地避免了评价过程中的主观影响, 且非参数法不需要构造生产函数的具体形式, 只需要通过投入和产出指标构造出生产前沿面, 对决策单元的相对有效性进行评价。本文使用超效率 DEA 模型[11]对长三角机场群运行效率进行分析。

传统 DEA 模型虽然能够划分 DMU 的纯技术效率和规模效率, 但通常仅将所有 z 样本简单地分为两组: 一组是效率前沿面上的 DMU, 其效率得分为 1; 另一组是效率得分小于 1 的无效率 DMU。然而, 在实际应用中, 决策者的关注点不仅仅在于有效与无效的区别, 更重要的是对所有 DMU 进行排序, 因此, 基于传统 DEA 模型, 在评价某一决策单元的效率时, 首先将其排除在外。对于无效决策单元, 其生产前沿面保持不变, 因此最终效率值与传统 DEA 模型测量的一致; 而对于有效决策单元, 在效率值不变的情况下, 投入按比例增加, 这种增加的比例被称为超效率评价。由于生产前沿面的后移, 因此超效率 DEA 模型测定的效率值将高于传统 DEA 模型的效率值。超效率 DEA 模型的数学表达式如下:

$$\begin{aligned} & \min \left[\theta - \varepsilon (e^T s^+ + e^T s^-) \right] \\ & s.t. \sum_{j=1, j \neq k}^n x_j \lambda_j + s^- = \theta x_k \\ & \sum_{j=1, j \neq k}^n y_j \lambda_j - s^- = y_k \\ & \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n \\ & s^+ \geq 0, \quad s^- \geq 0 \\ & e = (1, \dots, 1) \in E^m \\ & \hat{e} = (1, \dots, 1) \in E^t \end{aligned}$$

模型中一共有 t 个输入变量, m 个产出变量, n 个 DMU 决策单元。 s^- 和 x_k 为 t 维向量, x_k 为第 k 个 DMU (DMU- k) 的投入向量, s^- 为负偏差变量。 s^+ 和 y_k 为 m 维向量, y_k 为 DMU- k 的产出向量, s^+ 为正偏差变量。 ε 为非阿基米德无穷小。 λ_j 为 DMU- j 被引用的权重。 θ 为 DMU- k 相对效率值。 $\theta, \lambda_j, s^+, s^-$ 为待估参数。

Malmquist [12] 生产率指数首先由 CAVES 引入, 用于衡量两个时间点或两个不同组织之间全要素生产率的变化, 全要素生产率是指生产单位作为系统中的综合生产率。后又有人 Malmquist 指数与 DEA 相结合, 用于分析全要素生产率的增加情况, 使用改进的方法可以有效地计算出在时期 t 或 $t+1$ 的技术条件下, 时期 t 到 $t+1$ 全要素生产率的变化情况, 对传统 DEA 和超效率 DEA 无法进行动态效率值分析进行了补偿。

产出导向的 Malmquist 全要素生产率模型如下:

$$M_t(x_{t+1}, y_{t+1}, x_t, y_t) = D_t(x_{t+1}, y_{t+1}) / D_t(x_t, y_t)$$

式中: x 为投入向量; y 为产出向量; D_t 为距离函数; M_t (tfpch) 为全要素生产率指数, 即在时期 t 的技术 T 参照下, 从时期 t 到时期 $t+1$ 的生产点距离函数。当时期 t 到 $t+1$ 的 TFP 处于增长状态时, 指数大于

1, 反之则指数小于 1。对于时期的选择具有一定的随机性, 会影响分析的结果, 因此可以选择多个时期的平均值来进行全要素生产率的测算, 即:

$$M_t(x_{t+1}, y_{t+1}, x_t, y_t) = \frac{D_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_t(x_t, y_t)} \times \left[\frac{D_t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_{t+1}(x_t, y_t)} \times \frac{D_t(x_t, y_t)}{D_{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

在上式中, 有:

$$\text{effch} = \frac{D_t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_{t+1}(x_t, y_t)}$$

$$\text{tech} = \left[\frac{D_t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_{t+1}(x_t, y_t)} \times \frac{D_t(x_t, y_t)}{D_{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

构建本文的评价模型:

$$\text{tfpch} = \text{effch} \times \text{tech}$$

其中: **effch** 表示“追赶效应”, 由规模效率和纯技术效率共同决定, 当技术效率提高时, **effch** 值大于 1, 且表示 DMU 的生产更接近生产前沿面; **tech** 表示“增长效应”, 测度了从时期 t 到 $t+1$ 技术边界的移动情况, 衡量技术进步指数, 代表的是技术的变化。当技术出现了创新或进步时, **tech** 值大于 1, 生产前沿面向上移动。

本文的规模效率用来衡量长三角机场群内各机场的投入规模的现状, 纯技术效率则是用来表示机场的运行效率所在的生产点距离生产前沿面的距离远近。通过增加约束条件, 可以将评价对象的技术水平变化和生产经营规模的适应性纳入到距离函数中。可以使用评价对象技术水平变化的效果 **pech** 与生产经营规模的适应性 **sech** 的乘积来表示 **effch**。即:

$$\text{effch} = \text{pech} \times \text{sech}$$

其中, **pech** 表示被评价对象技术水平变化所带来的效果。当 **pech** 的值大于 1 时, 表明技术水平有所提高; 反之, 技术水平下降。 **sech** 反映被评价对象的生产经营规模是否适合。当 **sech** 的值大于 1 时, 表明其生产规模接近最佳状态; 反之, 则表示规模出现了恶化。通过增加技术水平和生产规模约束条件, 在评价过程对综合表现进行更好评估, 即

$$\text{tfpch} = \text{effch} \times \text{tech} = \text{pech} \times \text{sech} \times \text{tech}$$

4.2. Tobit 模型

Tobit 模型是一种截断回归模型, 由经济学家 Tobin 提出。当指标数据有界限时, 常用的最小二乘法等回归模型不再适应计算回归系数, 本文研究的因变量效率值是大于 0 的, 为有界的, 使用传统估计模型会导致参数估计有偏和不一致等情况, 因此使用 Tobit 模型计算其回归系数并进行影响因素分析。标准 Tobit 模型如下:

$$Y_i^* = X_i \delta + \varepsilon_i$$

$$y_i = Y_i^* \quad \text{if} \quad Y_i^* > 0$$

$$y_i = 0 \quad \text{if} \quad Y_i^* \leq 0$$

式中: Y_i^* 被解释变量; y_i 为因变量; X_i 为自变量向量; δ 为相关系数向量; ε_i 为干扰项(独立, 且 $\varepsilon_i : N(0, \sigma)$), 因此, $Y_i^* : N(X_i \delta, \sigma)$ 。

5. 长三角机场群运行效率结果分析

5.1. 超效率 DEA 模型结果分析

首先在 BCC 模型基础上, 建立非导向的超效率 DEA 模型, 根据 MAXDEA 软件对长三角机场群的 16 个机场的近 2015~2022 年机场运行效率值进行测算, 其结果如表 5:

Table 5. Score and ranking results of the super efficiency DEA model for the Yangtze River delta airport cluster from 2015 to 2022

表 5. 2015~2022 年长三角机场群超效率 DEA 模型分数及排名结果

机场	2015		2016		2017		2018	
	效率分数	排名	效率分数	排名	效率分数	排名	效率分数	排名
上海/浦东	3.286	2	3.340	1	3.589	1	3.402	1
上海/虹桥	1.968	3	1.782	3	1.621	4	1.528	4
杭州/萧山	1.067	5	1.096	5	1.135	5	1.174	6
南京/禄口	0.707	9	0.769	8	0.835	9	0.870	10
宁波/栎社	0.734	7	0.832	7	0.938	7	1.028	7
合肥/新桥	0.704	10	0.763	9	0.876	8	1.001	8
无锡/硕放	0.632	11	0.698	10	0.772	11	0.795	11
常州/奔牛	0.734	8	0.660	11	0.797	10	0.937	9
南通/兴东	0.446	13	0.425	13	0.480	13	0.585	12
扬州/泰州	1.454	4	1.766	4	2.100	3	1.704	3
盐城/南洋	0.254	16	0.329	15	0.321	16	0.411	14
舟山/普陀山	3.334	1	2.743	2	2.278	2	2.404	2
台州/路桥	0.838	6	0.940	6	0.997	6	1.186	5
池州/九华山	0.351	14	0.405	14	0.466	14	0.399	15
安庆/天柱山	0.265	15	0.309	16	0.370	15	0.349	16
黄山/屯溪	0.500	12	0.480	12	0.533	12	0.494	13
机场	2019		2020		2021		2022	
	效率分数	排名	效率分数	排名	效率分数	排名	效率分数	排名
上海/浦东	3.089	1	2.981	1	2.896	1	2.590	1
上海/虹桥	1.496	3	1.563	4	1.651	3	1.088	7
杭州/萧山	1.212	5	1.335	6	1.299	5	1.761	4
南京/禄口	0.907	10	0.904	10	0.760	11	0.991	9
宁波/栎社	1.001	9	1.043	8	0.964	10	1.028	8
合肥/新桥	1.045	8	1.044	7	0.992	9	1.294	6
无锡/硕放	0.855	11	0.952	9	1.023	8	0.851	11
常州/奔牛	1.172	6	0.835	11	1.192	6	0.965	10
南通/兴东	0.582	12	0.635	12	0.578	12	0.675	12

续表

扬州/泰州	1.149	7	1.692	3	1.125	7	1.992	3
盐城/南洋	0.437	14	0.496	13	0.489	14	0.374	13
舟山/普陀山	2.590	2	2.350	2	2.340	2	2.221	2
台州/路桥	1.354	4	1.421	5	1.512	4	1.724	5
池州/九华山	0.432	15	0.245	16	0.191	16	0.143	16
安庆/天柱山	0.400	16	0.382	14	0.509	13	0.364	14
黄山/屯溪	0.491	13	0.323	15	0.296	15	0.147	15

表 5 显示, 2015~2017 年每年长三角机场群只有 5 个机场的效率分数大于 1, 表明 DEA 有效, 从 2018 年开始到 2022 年每年都有 8~9 个机场运行效率是 DEA 有效的。其中上海浦东机场、上海虹桥机场、杭州萧山机场、扬州泰州机场、舟山普陀山机场从 2015~2022 中始终保持 DEA 有效, 宁波栎社机场, 合肥新桥机场和台州路桥机场从 2018 年开始出现 DEA 有效的情况, 此后每年基本都保持 DEA 有效, 常州奔牛机场从 2019 年开始出现 DEA 有效, 此后几年也出现过 DEA 有效。可见, 随着民航业的发展, 长三角机场群中运行有效的机场个数逐步增加。

从单个机场的运行效率角度来看, 上海浦东机场和虹桥机场的运行效率一直表现较好, 排名始终位于前五名, 其中浦东机场更是除 2015 年外一直位居第一, 虹桥机场也在第三和第四名之间浮动。这可能与上海作为中国拥有两个民用国际机场的城市, 经济发展、人口密度和地理位置等优势有关。相比之下, 杭州萧山机场虽然在长三角机场中占据重要地位, 但其运行效率排名仅处于第 4~6 名之间, 仍有提升空间。南京禄口机场的运行效率相对较差, 需要进一步改善运行效率以提升竞争力。而盐城南洋机场、池州九华山机场和安庆/天柱山机场的运行效率非常低, 长期处于排名的末尾, 需要采取有效措施提高运行效率。

从对整体机场运行效率的影响角度来看, 各个机场的效率表现直接影响着长三角机场群的整体运行效率。上海两大机场的高效率有助于提升整体机场群的水平, 而杭州萧山机场的提升将使整个区域的机场效率更加均衡稳定。南京禄口机场及其他效率较低的机场的改善将有助于提高整体运行效率, 增强长三角机场群的整体竞争力和服务水平。因此, 针对不同机场的具体情况, 可以采取合理的管理优化、设施设备更新、技术引进以及运行流程改进等措施, 以提高各个机场的运行效率, 从而促进整体机场群的协调高效运行。

5.2. Malmquist 指数计算结果分析

由前文建立的 Malmquist 指数模型得到如表 4 和表 5 的数据。

根据表 6 的结果可以看到, 长三角机场群的 Malmquist 指数均值为 1.014, 这表明长三角机场整体的全要素生产率增加了 1.4%, 这主要是由于纯技术效率的增加, 增加了 2.9%, 技术效率降低了 1.5%, 规模效率增加了 0.1%。

对这些机场的 Malmquist 指数值分析, 有 11 个机场的 Malmquist 指数大于 1, 有 5 个机场的 Malmquist 指数小于 1。其中台州路桥机场的 Malmquist 指数最大, 为 1.133, 这说明台州路桥机场的全要素生产率提升最快, 达到了 13.30%。上海虹桥机场的 Malmquist 指数最小, 为 0.887, 降低了 1.3%, 可以看出上海虹桥机场即使达到了运行效率的 DEA 有效, 但出现了全要素生产率的负增长, 这主要是由于在技术效率变动, 纯技术效率变动和规模效率变动均出现了负增长。7 个机场的技术效率变动大于 1, 其余机场的技术效率变动低于 1, 均值低于 1, 表明长三角群内机场的技术整体进步较少, 纯技术效率变动的范围在

0.896~1.097 之间, 差距相对于其他效率变动较大, 扬州泰州机场纯技术效率变动最大为 9.7%, 上海浦东机场的纯技术效率变动降低了 10.4%, 对生产增长率的降低起主要作用。群内各机场的规模效率变动主要范围在 0.907~1.081 之间, 均值为 1.001, 表明规模效率处于相对平稳的状态。

Table 6. Malmquist index and efficiency changes of various airports in the Yangtze River delta from 2015 to 2022

表 6. 2015~2022 年长三角各机场 Malmquist 指数及各项效率变动

机场	综合技术效率变动 (TEC)	技术效率变动 (TC)	纯技术效率变动 (PEC)	规模效率变动 (SEC)	Malmquist 指数 (MI)
上海/浦东	0.968	0.978	0.896	1.081	0.951
上海/虹桥	0.945	0.943	0.959	0.986	0.887
杭州/萧山	1.083	0.958	1.093	0.991	1.018
南京/禄口	1.065	0.938	1.086	0.981	0.978
宁波/栎社	1.052	0.957	1.074	0.979	1.005
合肥/新桥	1.095	0.942	1.091	1.004	1.023
无锡/硕放	1.049	0.960	1.044	1.004	1.015
常州/奔牛	1.089	1.008	1.089	1.000	1.094
南通/兴东	1.066	0.968	1.060	1.006	1.026
扬州/泰州	1.107	1.036	1.097	1.009	1.098
盐城/南洋	1.067	0.972	1.054	1.012	1.057
舟山/普陀山	0.950	1.061	0.922	1.030	1.003
台州/路桥	1.112	1.020	1.034	1.075	1.133
池州/九华山	0.906	1.009	1.000	0.906	0.937
安庆/天柱山	1.061	1.001	1.018	1.042	1.087
黄山/屯溪	0.865	1.018	0.954	0.907	0.906
均值	1.030	0.985	1.029	1.001	1.014

根据表 7 结果可以看到, 长三角机场群内机场的 Malmquist 指数发展较为平稳, 年均 Malmquist 指数为 1.014, 表明全要素生产率相较于去年增加 1.40%。在 2015~2016 年、2016~2017 年、2017~2018、2018~2019 和 2020~2021 年的五个阶段的范围在 1.004~1.086 之间, 前四个阶段全要素生产率的增加得益于技术效率变动, 纯技术效率变动和规模效率变动均呈现增加的趋势, 2020~2021 年生产率指数的增加则主要是因为技术效率变动和纯技术效率变动的增加影响。2019~2020 和 2021~2022 两个阶段的全要素生产率低于 1, 这两年出现指数负增长的主要原因均是由技术效率变动降低幅度较大的同时, 规模效率也出现小幅度降低所共同导致, 这两个阶段恰好处于新冠病毒疫情期间。因为新冠病毒疫情的出现对我国民航业的发展很大, 加之长三角机场群内有多个大型国际机场, 航班减少、旅客流量下降、旅行限制以及国际和国内的相关政策性要求等影响, 使得机场运行效率出现了阶段性的降低。

通过上述分析发现, 尽管一些被普遍认为是大型机场的运行效率是有效的, 但它们的全要素生产率并没有呈现增加的趋势。相反, 一些相对规模较小的机场在 DEA 效率值逐年增加的同时, 其全要素生产率也在逐年增加。这表明长三角机场群中的小型机场发展得越来越好, 而大型机场的发展则逐渐趋于相对稳定状态。实际上, 由于大型机场和小型机场在运营策略和市场定位上的不同, 因此其 DEA 效率值和

全要素生产率也会呈现出不同的趋势。大型机场通常具有更丰富的航线网络、更多的航班、更多的旅客和货物流量, 这些因素也让它们在运输效率方面相对较高。但同时也面临着更多的竞争和挑战, 在成本控制和风险管理方面也需要付出更高的代价。而小型机场则通常具有更强的当地市场优势和服务质量优势, 尤其是在地区性航线方面。在选择投资机场时, 应当基于不同的市场需求和战略布局来评估其潜在的经济效益和长期发展前景。

Table 7. Malmquist index and efficiency changes of the Yangtze River delta airport cluster from 2015 to 2022
表 7. 2015~2022 年长三角机场群 Malmquist 指数及各项效率变动

时段	综合技术效率变动 (effch)	技术效率变动 (tech)	纯技术效率变动 (pech)	规模效率变动 (sech)	Malmquist 指数 (tfch)
2015~2016	1.058	1.086	1.016	1.042	1.149
2016~2017	1.086	1.111	1.042	1.043	1.203
2017~2018	1.043	1.069	1.034	1.008	1.114
2018~2019	1.033	1.071	1.010	1.023	1.102
2019~2020	0.988	0.795	1.029	0.960	0.780
2020~2021	0.996	1.069	1.007	0.989	1.058
2021~2022	1.004	0.697	1.069	0.940	0.688
均值	1.030	0.985	1.029	1.001	1.014

6. 长三角机场群运行效率影响因素分析

在超效率 DEA-Malmquist 指数模型测度下, 测得了近 8 年来长三角机场群机场运行效率及效率变化情况, 研究表明, 决策单元其资源配置是否合理, 规模收益是否变化和科技水平是否进步对于投入产出指标和运行效率都有很大的影响。本文将从机场群宏观, 中观和微观三个层面出发, 建立 Tobit 模型, 深入分析影响机场群运行效率的主要因素。

6.1. 变量选取

从系统论角度来讲机场群是一个复杂系统, 受到多方面因素的影响。机场、航空公司、空中管理系统、地面交通作为子系统对机场群的运行效率起到主要影响作用[3]。本文从宏观, 中观和微观三个层面选取四个影响因素进行分析, 其中, 宏观层面用机场所在城市的人均 GDP 水平指标, 中观层面用机场所在城市客运量指标, 微观层面用机场运营航空公司数和通航点两个指标, 具体变量选择如表 8 所示:

Table 8. Explanation of factors influencing airport cluster efficiency indicators

表 8. 机场群效率影响因素指标说明

指标类型	变量	单位	变量名称
宏观因素	机场所在城市人均 GDP	元/人	X1
中观因素	机场所在城市客运量	万人	X2
微观因素	通航点	个	X3
	航空公司运营数量	个	X4

6.2. Tobit 模型设定

为了进一步研究长三角机场群效率的影响因素, 本文将机场所在城市人均 GDP、机场所在城市公铁

运输总量、通航点个数、航空公司运营数共 4 项为解释变量, 将前文 DEA-Malmquist 模型得出的每个机场的全要素生产率作为因变量 y_{it} , x_1, x_2, x_3, x_4 代表 4 个影响因素作为自变量, 构建 Tobit 模型。

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \varepsilon$$

式中: β_0 为截距项; $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 为各自变量的回归系数; i 表示机场; t 表示时期; ε 为残差项。按照上面的假设, 预计 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 的符号均为正。

6.3. 回归结果分析

运用 SPSS 软件计算得到回归结果如表 9 所示, 具体分析如下:

Table 9. Factors affecting the operational efficiency of the Yangtze River delta airport cluster

表 9. 长三角机场群运行效率影响因素

变量	回归系数	标准误	z 值	p 值
机场所在城市人均 GDP	0	0	0.734	0.463
机场所在城市客运量	0	0	-0.91	0.363
通航点	-0.001**	0	-4.521	0
航空公司运营数	0.003**	0.001	3.062	0.002

注: ***代表在 1%显著水平下具有统计显著性。

机场所在城市人均 GDP 和机场所在城市客运量的回归系数值为 0, 但没有呈现显著性, 表明这两个变量与 Malmquist 指数之间没有显著的关系, 即机场所在城市人均 GDP 并不会对 Malmquist 指数产生影响。

通航点个数的回归系数值为-0.001, 意味着通航点个数在一定程度上会对 Malmquist 指数产生负向影响, 即通航点个数增加可能会使得 Malmquist 指数降低, 反之亦然。

航空公司运营个数的回归系数值为 0.003, 这说明航空公司运营个数与 Malmquist 指数之间存在正向关系, 即航空公司运营个数增加可能会对 Malmquist 指数产生正向影响。

因此, 根据 Tobit 模型分析结果, 在机场的运营管理方面, 可以得出以下几条建议:

1) 航空公司运营个数对 Malmquist 指数有显著的正向影响关系: 这意味着增加航空公司的运营数量可能会对机场的效益和绩效产生积极影响。因此, 建议机场在吸引更多航空公司进驻时可以采取一些措施, 如提供更好的航空公司服务、降低运营成本等, 以促进航空公司的增加。

2) 通航点个数对 Malmquist 指数有显著的负向影响关系: 这表明随着通航点个数增加, 机场的绩效可能会下降。为了提高机场的效益, 建议机场管理部门应根据实际情况, 合理规划和控制通航点的数量, 避免过度扩张导致资源分散和效益下降。

3) 机场所在城市人均 GDP 和机场所在城市客运量对 Malmquist 指数没有显著影响: 尽管人均 GDP 和客运量与机场的绩效没有直接关系, 但仍需要重视这些指标, 因为它们可能反映了机场所在城市的发展潜力和市场需求。因此, 机场管理部门可以将人均 GDP 和客运量作为参考因素, 以更全面地评估机场的运营状况并制定相应的发展策略。

综上所述, 基于 Tobit 模型分析的结果, 建议长三角群内各机场管理部门注重提高航空公司的运营数量, 合理控制通航点的数量, 并综合考虑机场所在城市的人均 GDP 和客运量, 以实现机场的绩效优化和可持续发展。

7. 结论

本文运用了超效率 DEA-Malmquist 指数模型和 Tobit 模型对影响长三角机场群运行效率的因素进行分析。样本数据研究表明:

1) 2015~2022 年间, 长三角机场群运行 DEA 有效机场的个数增加, 运行效率整体有了显著提高。

2) 基于 Malmquist 指数模型对机场动态发展进行分析, 发现技术水平的提高是影响机场效率的主要因素。

3) 航空公司数量增加会对机场效率产生积极影响, 而通航点数量增加则会对机场效率产生不利影响。但是, 机场所在城市的人均 GDP 和客运量并不会对机场效率产生影响。

由于指标和数据存在限制性, 本文仅选择了影响机场群效率的主要期望性指标, 在机场的实际运营中, 除了之前提到的因素外, 还有盈利能力、人力资源以及噪音污染等指标对机场运行效率的影响。进一步的研究可以探讨并分析在这些因素的影响下, 机场运行效率的变化规律。

参考文献

- [1] 杨新渥, 王倩. 机场群综合分类评价方法研究[J]. 现代电子技术, 2017, 40(16): 135-139.
- [2] 曾竹喧, 杨文东. 基于并行 DEA 模型的长三角机场群效率研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2019, 41(4): 405-410+421.
- [3] 梁的达. 长三角机场群运行效率评价方法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- [4] 韩东. 华东机场群运营与协调发展研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
- [5] 高黎, 景崇毅, 赖桂瑾. 国内机场群运营效率对比研究[J]. 综合运输, 2020, 42(8): 8-11+27.
- [6] 景崇毅, 宋如博, 吴孟瑶, 等. 基于并行网络 DEA 模型的机场群效率研究[J]. 地理信息世界, 2022, 29(2): 99-105.
- [7] 宋如博. 机场群发展模式及运行效率研究[D]: [硕士学位论文]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2022.
- [8] 王茜, 杨新渥. 基于 DEA 的我国三大机场群效率分析[J]. 航空计算技术, 2017, 47(3): 45-49.
- [9] 罗珏. 基于 DEA 的光伏企业经营绩效评价指数研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2018, 40(3): 341-346.
- [10] Charnes, A.W., Cooper, W.W. and Rhodes, E.L. (1978) Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- [11] 于谨凯, 潘菁. 基于超效率 DEA-Malmquist 模型的我国海洋交通运输业效率分析[J]. 海洋经济, 2015, 5(5): 3-12. <https://doi.org/10.19426/j.cnki.cn12-1424/p.2015.05.001>
- [12] 葛世帅, 曾刚, 杨阳, 等. 基于 DEA-Malmquist 和 Tobit 模型的长三角城市群绿色创新绩效研究[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(4): 738-749.