

# 航空公司运营效率评价研究

许盛杰

南京航空航天大学研究生院民航学院, 江苏 南京

收稿日期: 2025年8月19日; 录用日期: 2025年9月9日; 发布日期: 2025年9月23日

## 摘要

在全球航空运输市场开放深化的背景下, 提升运营效率成为航空公司增强国际竞争力的核心路径。本文以2020~2022年国内外9家航空公司(含国有、民营及国际航司)为样本, 构建融合因子分析法与数据包络分析(DEA)的评价模型。研究表明: (1) 效率动态特征方面, 疫情冲击下行业效率呈“V型”波动, 综合技术效率均值从2020年0.524降至2021年0.4, 2022年回升至0.735。国有航司(如南方航空)初期凭借规模优势维持效率, 但后期灵活性不足; 民营航司(如春秋航空)通过低成本模式实现2022年DEA有效(TE = 1)。(2) 效率分解差异方面, 纯技术效率普遍趋近1, 反映技术管理水平较高; 规模效率成为关键制约(2021年均值仅0.441)。东方航空等大型航司因规模报酬递减导致效率损失, 吉祥航空等中小航司则因规模不足需优化资源配置。(3) 影响因素方面, Tobit回归显示, 民营及外资航司技术效率领先(春秋航空0.44~0.48 vs 东航0.42~0.48), 印证管理技术与资源配置优势; 市场份额与效率呈正相关, 但企业规模存在最优区间(如阿联酋航空规模效率0.42~0.45的波动)。基于此, 提出优化路径: 科学评估规模报酬阶段, 避免盲目扩张; 加强技术创新与资源协同; 提升市场份额质量以强化产品市场联动。

## 关键词

航空公司, 运营效率, DEA, 影响因素, 评价

# Research on the Evaluation of Airline Operational Efficiency

Shengjie Xu

College of Civil Aviation, Graduate School, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing  
Jiangsu

Received: Aug. 19<sup>th</sup>, 2025; accepted: Sep. 9<sup>th</sup>, 2025; published: Sep. 23<sup>rd</sup>, 2025

## Abstract

Against the backdrop of deepening liberalization in the global air transport market, enhancing operational efficiency has become a core pathway for airlines to strengthen their international competitiveness. This study employs a sample of nine domestic and international airlines (including state-owned, private, and international carriers) from 2020 to 2022 to construct an evaluation model integrating Factor Analysis and Data Envelopment Analysis (DEA). The research reveals: (1) **Dynamic Efficiency Characteristics:** Industry efficiency exhibited a “V-shaped” fluctuation under the impact of the pandemic. The average comprehensive technical efficiency (TE) dropped from 0.524 in 2020 to 0.400 in 2021, before rebounding to 0.735 in 2022. State-owned airlines (e.g., China Southern Airlines) initially maintained efficiency through scale advantages but later suffered from insufficient flexibility; private airlines (e.g., Spring Airlines) achieved DEA efficiency (TE = 1.0) in 2022 via their low-cost model. (2) **Efficiency Decomposition Differences:** Pure technical efficiency (PTE) generally approached 1.0, reflecting high levels of technological and managerial proficiency. Scale efficiency (SE) emerged as the key constraint (average SE was only 0.441 in 2021). Large carriers like China Eastern Airlines experienced efficiency losses due to decreasing returns to scale, while medium and small airlines like Juneyao Airlines required optimized resource allocation due to insufficient scale. (3) **Influencing Factors:** Tobit regression analysis indicates that private and foreign airlines led in technical efficiency (Spring Airlines: 0.44~0.48 vs. China Eastern: 0.42~0.48), confirming their advantages in management techniques and resource allocation. Market share showed a positive correlation with efficiency, but firm size demonstrated an optimal range (e.g., Emirates’ SE fluctuated between 0.42~0.45). Based on these findings, this paper proposes optimization pathways: scientifically assessing the stage of returns to scale to avoid blind expansion; strengthening technological innovation and resource synergy; and enhancing the quality of market share to reinforce the linkage between product offerings and market dynamics.

## Keywords

Airline, Operational Efficiency, DEA, Influencing Factors, Evaluation

Copyright © 2025 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

全球航空运输市场持续开放叠加新冠疫情冲击，航空公司面临需求断崖、成本刚性、现金流紧张等多重挑战。运营效率作为衡量资源要素转化效能的核心指标，直接决定企业竞争力与可持续发展能力。本文以东方航空、国际航空、南方航空、海南航空、春秋航空、吉祥航空、国泰航空、新加坡航空、阿联酋航空 9 家航司 2020~2022 年面板数据为样本，构建“因子分析-DEA-Tobit”三阶段模型，实现指标降维、效率测度与因素识别一体化，为后疫情时代航空公司效率提升提供决策支持。

## 2. 效率评价方法演进

国外早期研究多采用 CCR/BCC-DEA 模型比较全服务(FSC)与低成本(LCC)航司效率差异，发现 LCC 纯技术效率显著领先，但规模效率普遍不足(Greer, 2006) [1]。Saranga 等将三阶段 DEA 与主成分分析结合，验证了机队年轻化与枢纽化网络对效率的正向作用[2]。杨怡波运用 SFA 剔除环境因素，发现国有航

司技术效率不足[3]。李智忠等采用两阶段 DEA 分解资源投入 - 利润转化过程, 识别出航油、人工冗余[4]。

### 3. 研究设计

#### 3.1. 一般因子分析模型

因子分析法旨在减少变量数量, 同时保留原始变量的大部分信息及其内在联系。它将相关性高的变量归为同一类别, 形成代表基本结构的公共因子[5]。该方法的核心是用最少量的公共因子(及特殊因子)表示原变量。因子分析既可研究变量间相关性, 也可研究样品间相关性, 一般情况下针对变量所做的因子分析, 称为  $R$  型因子分析, 针对样品所做的因子分析, 称为  $Q$  型因子分析。假设样本数为  $N$  每个样本有  $P$  个观测指标:  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , 并且这  $P$  个观测指标之间具有较强的相关性。经标准化处理后, 样本数据的均值为 0, 方差为 1。现将原变量用  $K$  个因子:  $F_1, F_2, \dots, F_p$  的线性组合来表示, 其中  $K < P$ , 则有:

$$\begin{cases} X_1 = a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \dots + a_{1k}F_k + \varepsilon_1 \\ X_2 = a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \dots + a_{2k}F_k + \varepsilon_2 \\ \dots\dots\dots \\ X_p = a_{p1}F_1 + a_{p2}F_2 + \dots + a_{pk}F_k + \varepsilon_p \end{cases} \quad (1)$$

上式就是因子分析的数学模型, 该模型的矩阵形式为:

$$X = AF + \varepsilon \quad (2)$$

式(2)中,  $X$  是随机变量,  $F$  为因子, 在原变量的线性表达式中均有  $F$  出现, 故又将其称之为公共因子。 $A$  为因子载荷矩阵,  $a(i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, k)$  为因子载荷,  $\varepsilon$  为特殊因子, 表示了不能被因子解释的部分, 其均值为 0。

#### 3.2. DEA 模型

目前 DEA 模型的运用较多的为 1978 年 Charnes 提出的 CCR 模型以及 1984 年 Banker、Charnes 和 Cooper 针对规模报酬可变提出的 BCC 模型[6], 后续相关模型的推出也是在这些基础模型的原理之上扩展所得。

#### 3.3. CCR 模型

CCR 模型的基本假设条件: 有  $n$  个 DMU, 并且每个 DMU 均有  $s$  种投入和对应的  $m$  种产出, 每个 DMU 的投入与产出可以分别表示为  $X_i = (X_{i1} \dots X_{is})^T$  和  $Y_i = (Y_{i1} \dots Y_{im})^T$ ,  $i=1, \dots, n$ 。另外假定  $v$  为投入的权重系数且  $v = (v_1 \dots v_s)^T$ ,  $u$  为产出的权重系数且  $u = (u_1, u_m)^T$ 。决策单元  $i$  的效率评价指数为

$H_i = \frac{\sum u^T Y}{\sum v^T X}$ ,  $i=1, \dots, n$ 。选择适当的权重系数可以使得  $H_i \leq 1$ 。在效率值约束和规模报酬不变的假设条件下, 可以构建如下基本的 DEA 模型 CCR 模型:

$$\begin{cases} \max \frac{\sum U^T Y}{\sum V^T X} \\ \text{s.t.} \frac{\sum U^T Y_i}{\sum V^T X_i}, i=1, 2, \dots, n \\ u \geq 0, v \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

上述为分式规划, 通过 Charnes-Cooper 转换可将其转化为等价的线性规划, 令  $t = \frac{1}{v^T X}$ ,  $\omega = tv$ ,  $\mu = tu$ , 可得:

$$\begin{cases} \max \mu^T Y \\ s.t. \mu^T Y_i - \omega^T X_i, X_i \leq 0, i = 1, 2, \dots, n \\ \omega^T X = 1 \\ u \geq 0, \omega \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

为了方便理解, 可以对上式进行对偶规划, 得到如下结果:

$$\begin{cases} \min \theta \\ s.t. \sum \lambda_i X_i \leq \theta X \\ \sum \lambda_i Y_i \geq Y \\ \lambda_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, \theta \in E^1 \end{cases} \quad (5)$$

上述过程即为规模报酬不变时的 DEA 模型基本原理, 计算可以得到 CCR 模型下的决策单元效率值  $\theta$ 。

### 3.4. BCC 模型

在 CCR 模型的基础上, 去掉锥形假设就可以得到 BCC 模型, 也就是加入凸性约束条件  $\sum \lambda_i = 1$ , 模型的其它部分跟 CCR 模型相同[6], 结果如下。

$$\begin{cases} \min \theta \\ s.t. \sum \lambda_i X_i \leq \theta X \\ \sum \lambda_i Y_i \geq Y \\ \sum \lambda_i = 1 \\ \lambda_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, \theta \in E^1 \end{cases} \quad (6)$$

因子分析能全面浓缩投入产出指标信息, 而 DEA 擅长评价多投入多产出的复杂系统。本研究结合这两种方法评价航空公司运营效率, 以提升结果的全面性与准确性。

## 4. 指标体系与数据来源

### 4.1. 指标体系

构建 5 投入、4 产出指标: 投入包括营业成本(百万元)、可用座公里 ASK(百万座公里)、可用吨公里 ATK(百万吨公里)、机队规模(架次)、员工人数(人); 产出包括旅客运输量(千人次)、收入客公里 RPK(百万人公里)、收入吨公里 RTK(百万吨公里)、营业收入(百万元)。

### 4.2. 指标的因子分析

#### 4.2.1. 投入指标的因子分析

以 2022 年 9 家航空公司的投入指标为例, 用因子分析进行指标的筛选和处理, 2020 年和 2021 年以此类推, 表 1 是以 2022 年为例的投入指标的原始数据。

使用极差标准化法, 消除指标数据在数量级和量纲上的影响, 其公式为:

$$X = (X' - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (7)$$

式(2)中： $X$  为标准化后数据， $X'$  为标准化前数据， $X_{\min}$  为样本数据的最小值， $X_{\max}$  为样本数据的最大值，表 2 为标准化处理后的数据。

**Table 1.** Raw data on the 2022 investment targets of various airlines

**表 1.** 各航空公司 2022 年投入指标的原始数据

航空公司	营业成本(百万)	可用座公(百万)	可用吨公里(百万)	机队规模(架次)	员工总数(人)
东方航空	74,599	96,211	15,008	778	80,193
国际航空	82,812	96,212	16,991	762	87,190
南方航空	105,862	153,845	26,222	894	97,899
海南航空	34,623	49,520	4799	342	34,576
吉祥航空	11,164	23,199	2784	110	9371
春秋航空	11,590	30,354	2906	116	9256
国泰航空	39,003	20,056	10,100	181	16,462
新加坡航空	87,026	106,099	20,091	133	14,803
阿联酋航空	185,088	284,044	48,181	260	44,733

数据来源：航空公司年报。

**Table 2.** 2022 investment indicators after extreme value standardization

**表 2.** 2022 年投入指标极差标准化后的数据

航空公司	营业成本	可用座公里	可用吨公里	机队规模	员工总数
	( $X_1$ )	( $X_2$ )	( $X_3$ )	( $X_4$ )	( $X_5$ )
东方航空	0.365	0.288	0.269	0.852	0.800
国际航空	0.412	0.288	0.313	0.832	0.879
南方航空	0.544	0.507	0.516	1.000	1.000
海南航空	0.135	0.112	0.044	0.296	0.286
吉祥航空	0.000	0.012	0.000	0.000	0.001
春秋航空	0.002	0.039	0.003	0.008	0.000
国泰航空	0.160	0.000	0.161	0.091	0.081
新加坡航空	0.436	0.326	0.381	0.029	0.063
阿联酋航空	1.000	1.000	1.000	0.191	0.400

通过统计分析软件 SPSS19.0 对数据进行因子分析操作，数据通过了 KMO 和 Bartlett 球度检验，见表 3；接着得到了因子的特征根及贡献率，见表 4；最后，得到了因子得分系数矩阵表 5。

**Table 3.** KMO and Bartlett's sphericity test for data

**表 3.** 数据的 KMO 和 Bartlett 球度检验

	KMO 取样适切性量数	0.695
Bartlett 球度检验	近似卡方	71.882
	自由度	10
	显著性	0.000

其中，KMO 值为 0.695 大于 0.6，Bartlett 值小于 0.5。所以，数据比较适合做因子分析。

**Table 4.** Airline 2022 investment indicator factor eigenvalues and contribution rates  
**表 4.** 航空公司 2022 年投入指标因子特征根及贡献率

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积 %	总计	方差百分比	累积 %
1	3.486	69.729	69.729	3.486	69.729	69.729
2	1.479	29.577	99.306	1.479	29.577	99.306
3	0.026	0.522	99.828			
4	0.006	0.120	99.948			
5	0.003	0.052	100.000			

**Table 5.** Input factor score coefficient matrix  
**表 5.** 投入因子得分系数矩

	成分	
	$T_1$	$T_2$
营业成本	0.340	-0.037
可用座公里	0.352	-0.069
可用吨公里	0.362	-0.090
机队规模	-0.131	0.551
员工总数	-0.061	0.504

在表 4 中，第一个因子的特征根为 3.486，解释了原有 5 个变量总方差的 69.729%，并且取值大于 1。第二个因子的特征根为 1.479，解释了原有 5 个变量总方差的 99.306%，并且取值大于 1，说明第一个公因子基本包含了全部变量的主要信息，因此，选前两个因子为公因子，令其为  $T_1$ 、 $T_2$ 。可写出以下因子得分函数：

$$T_1 = 0.34X_1 + 0.352X_2 + 0.362X_3 - 0.131X_4 - 0.061X_5 \tag{8}$$

$$T_2 = 0.037X_1 - 0.069X_2 - 0.09X_3 + 0.551X_4 + 0.504X_5 \tag{9}$$

利用因子得分函数，结合表 5，可以得到 2022 年投入指标的公因子数据，见表 6。

**Table 6.** Common factor values T1 and T2 for 2022 investment indicators  
**表 6.** 2022 年投入指标的公因子  $T_1$ 、 $T_2$  值

航空公司	$T_1$	$T_2$
东方航空	-0.220	1.172
国际航空	-0.125	1.225
南方航空	0.418	1.482
海南航空	-0.664	-0.092
吉祥航空	-0.833	-0.796
春秋航空	-0.799	-0.794
国泰航空	-0.531	-0.636
新加坡航空	0.400	-0.907
阿联酋航空	2.355	-0.655

表 7、表 8 是 9 家航空公司在 2021 年和 2020 年投入指标的原始数据。

**Table 7.** Raw data on the 2021 investment targets of various airlines

**表 7.** 各航空公司 2021 年投入指标的原始数据

航空公司	营业成本(百万)	可用座公(百万)	可用吨公里(百万)	机队规模(架次)	员工总数(人)
东方航空	80,041	160,690	23,539	758	80,321
国际航空	85,844	152,445	24,490	746	88,395
南方航空	104,229	213,922	33,518	878	98,098
海南航空	42,789	83,839	8633	344	36,892
吉祥航空	11,780	35,920	4246	110	9250
春秋航空	11,331	41,481	3982	113	8893
国泰航空	37,750	13,228	11,354	193	16,721
新加坡航空	50,260	58,748	13,295	123	14,526
阿联酋航空	118,044	159,962	36,394	262	36,173

数据来源：航空公司年报。

**Table 8.** Raw data on the 2020 investment targets of various airlines

**表 8.** 各航空公司 2020 年投入指标的原始数据

航空公司	营业成本(百万)	可用座公(百万)	可用吨公里(百万)	机队规模(架次)	员工总数(人)
东方航空	70,803	152,066	20,632	734	81,157
国际航空	75,631	156,061	23,686	707	89,373
南方航空	94,903	214,722	33,892	867	100,431
海南航空	41,494	76,877	7798	346	36,971
吉祥航空	10,273	31,167	3708	98	8990
春秋航空	9976	37,842	3603	102	8470
国泰航空	52,775	34,609	14,620	199	19,452
新加坡航空	37,793	19,493	6821	114	16,772
阿联酋航空	88,680	64,062	24,782	259	33,304

数据来源：航空公司年报。

**Table 9.** Airline investment indicator factor data values

**表 9.** 航空公司投入指标公因子数据值

航空公司	2022		2021		2020	
	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
东方航空	-0.22	1.172	0.585	-0.295	-0.459	0.848
国际航空	-0.125	1.225	0.189	0.129	0.525	-0.287
南方航空	0.418	1.482	0.604	-0.317	-0.286	0.66
海南航空	-0.664	-0.092	-0.356	0.664	0.511	-0.269
吉祥航空	-0.833	-0.796	-0.259	0.575	0.454	-0.199
春秋航空	-0.799	-0.794	0.585	-0.295	-0.459	0.848
国泰航空	-0.531	-0.636	0.189	0.129	0.525	-0.287
新加坡航空	0.4	-0.907	0.604	-0.317	-0.286	0.66
阿联酋航空	2.355	-0.655	-0.356	0.664	0.511	-0.269

可以得到这 9 家航空公司在 2022、2021 和 2020 年期间投入指标的公因子数据值，见表 9。

#### 4.2.2. 产出指标的因子分析

表 10、表 11、表 12 是 9 家航空公司在 2022 年、2021 年和 2020 年产出指标的原始数据。

**Table 10.** Raw data for the 2022 output indicators of various airlines

**表 10.** 各航空公司 2022 年产出指标的原始数据

航空公司	旅客运输量(千人次)	收入客公里(百万)	收入吨公里(百万)	营业收入(百万)
东方航空	42,510	61,288	8025	46,111
国际航空	38,606	60,355	8740	52,898
南方航空	62,636	102,078	16,384	87,059
海南航空	21,074	33,515	3742	22,864
吉祥航空	10,211	15,615	1543	8210
春秋航空	13,605	22,660	2120	8369
国泰航空	2804	14,764	7190	41,850
新加坡航空	18,155	91,025	13,761	104,453
阿联酋航空	43,626	225,867	31,516	212,565

数据来源：航空公司年报。

**Table 11.** Raw data for the 2021 output indicators of various airlines

**表 11.** 各航空公司 2021 年产出指标的原始数据

航空公司	旅客运输量(千人次)	收入客公里(百万)	收入吨公里(百万)	营业收入(百万)
东方航空	79,099	108,804	13,047	67,127
国际航空	69,045	104,626	13,599	74,531
南方航空	98,505	152,426	21,209	101,644
海南航空	41,299	62,616	6640	34,002
吉祥航空	18,443	27,173	2613	11,767
春秋航空	21,303	34,376	3190	10,858
国泰航空	717	4120	8615	37,381
新加坡航空	3388	19,178	7753	49,476
阿联酋航空	19,562	93,799	21,550	117,176

数据来源：航空公司年报。

**Table 12.** Raw data for the 2020 output indicators of various airlines

**表 12.** 各航空公司 2020 年产出指标的原始数据

航空公司	旅客运输量(千人次)	收入客公里(百万)	收入吨公里(百万)	营业收入(百万)
东方航空	74,621	107,273	11,700	58,639
国际航空	68,687	109,830	13,285	69,504
南方航空	96,856	153,440	20,805	92,561
海南航空	37,032	57,106	5964	29,401
吉祥航空	15,717	23,435	2296	10,102
春秋航空	18,592	30,148	2816	9373
国泰航空	4631	20,079	10,220	42,241
新加坡航空	514	2669	4364	24,346
阿联酋航空	6553	28,353	12,510	59,689

数据来源：航空公司年报。

用同样的方法可以对产出指标进行因子分析，能够得到产出指标的公因子数据值。

#### 4.2.3. 投入与产出指标因子分析的结果

汇总投入与产出指标因子分析的结果，可得表 13。

**Table 13.** Common factor data values for airline input and output indicators

**表 13.** 航空公司投入与产出指标公因子数据值

航空公司	2022 年			2021 年			2020 年		
	投入公因子		产出公因子	投入公因子		产出公因子	投入公因子		产出公因子
	$T_1$	$T_2$	$C_1$	$T_3$	$T_4$	$C_2$	$T_5$	$T_6$	$C_3$
东方航空	-0.22	1.172	-0.04	0.585	-0.295	0.694	-0.459	0.848	0.78
国际航空	-0.125	1.225	-0.033	0.189	0.129	0.677	0.525	-0.287	0.922
南方航空	0.418	1.482	0.797	0.604	-0.317	1.676	-0.286	0.66	1.906
海南航空	-0.664	-0.092	-0.628	-0.356	0.664	-0.35	0.511	-0.269	-0.288
吉祥航空	-0.833	-0.796	-0.956	-0.259	0.575	-1.048	0.454	-0.199	-0.965
春秋航空	-0.799	-0.794	-0.87	0.585	-0.295	-0.969	-0.459	0.848	-0.893
国泰航空	-0.531	-0.636	-0.712	0.189	0.129	-0.874	0.525	-0.287	-0.412
新加坡航空	0.4	-0.907	0.271	0.604	-0.317	-0.712	-0.286	0.66	-0.96
阿联酋航空	2.355	-0.655	2.172	-0.356	0.664	0.906	0.511	-0.269	-0.089

## 5. 航空公司运营效率的实证评价

### 5.1. 基于 CCR 模型的航空公司运营效率评价

首先使用 CCR 模型对样本航空公司 2020 年至 2022 年的相对效率值进行评价，假设规模报酬不变，计算各航空公司的技术效率值 TE。模型运算所使用的软件是 DEAP2.1，计算的结果整理见表 14。

**Table 14.** Efficiency evaluation results based on the input-oriented CCR model

**表 14.** 基于投入导向 CCR 模型的效率评价结果

航空公司	2020 年 TE 值	2021 年 TE 值	2022 年 TE 值
东方航空	1	0.643	0.674
国际航空	1	0.71	0.589
南方航空	1	1	0.774
海南航空	0.358	0.36	0.859
吉祥航空	0.005	0.005	0.453
春秋航空	0.047	0.033	1
国泰航空	0.297	0.075	0.591
新加坡航空	0.005	0.127	1
阿联酋航空	0.462	1	0.955
平均值	0.524	0.4	0.735

## 5.2. 基于 CCR 模型的航空公司运营效率评价

CCR 模型计算得到的综合技术效率 TE 又可以写成 Constant Returns to Scale Technical Efficiency (简称 CRSTE), 表示规模报酬不变(CRS)时所得到的综合技术效率值。当规模报酬可变(VRS)时, 综合技术效率也可以进一步细分为纯技术效率和规模效率。对于一家航空公司来说, 如果 CRS 的技术效率值和 VRS 的纯技术效率值不一致, 则说明该航空公司存在着规模无效率。本文将继续使用基于投入导向的 BCC 模型对样本航空公司 2020 年至 2022 年的纯技术效率值和规模效率值进行评价, 结果见表 15、表 16 和表 17。

**Table 15.** 2020 efficiency evaluation results based on the input-oriented BCC model

**表 15.** 2020 年基于投入导向 BCC 模型的效率评价结果

航空公司	CRSTE	VRSTE	SCALE	
东方航空	1	1	1	crs
国际航空	1	1	1	crs
南方航空	1	1	1	crs
海南航空	0.358	0.998	0.359	drs
吉祥航空	0.005	0.995	0.005	drs
春秋航空	0.047	1	0.047	drs
国泰航空	0.297	1	0.297	drs
新加坡航空	0.005	0.99	0.005	drs
阿联酋航空	0.462	0.998	0.463	drs
平均值	0.464	0.997	0.464	

**Table 16.** 2021 efficiency evaluation results based on the input-oriented BCC model

**表 16.** 2021 年基于投入导向 BCC 模型的效率评价结果

航空公司	CRSTE	VRSTE	SCALE	
东方航空	0.643	0.997	0.645	drs
国际航空	0.71	0.979	0.725	drs
南方航空	1	1	1	crs
海南航空	0.36	1	0.36	drs
吉祥航空	0.005	0.99	0.005	drs
春秋航空	0.033	0.997	0.033	drs
国泰航空	0.075	0.979	0.077	drs
新加坡航空	0.127	1	0.127	drs
阿联酋航空	1	1	1	crs
平均值	0.439	0.994	0.441	

以上是运用因子分析与 DEA 相结合的方法对样本航空公司 2020 年至 2022 年的运营效率进行评价的最终结果, 分别得到了这 3 年期间的综合效率、纯技术效率和规模效率。CRSTE 指不考虑规模报酬变化时的技术效率, 称为综合效率; VRSTE 指考虑规模报酬变化时的技术效率, 称为纯技术效率; SCALE

是指规模效率；drs 代表规模报酬递减；crs 代表规模报酬不变。综合效率可以分解为纯技术效率和规模效率，所以 CRSTE 值等于 VRSTE 值与 SCALE 值的乘积，评价结果中的数值也证实了这一点。

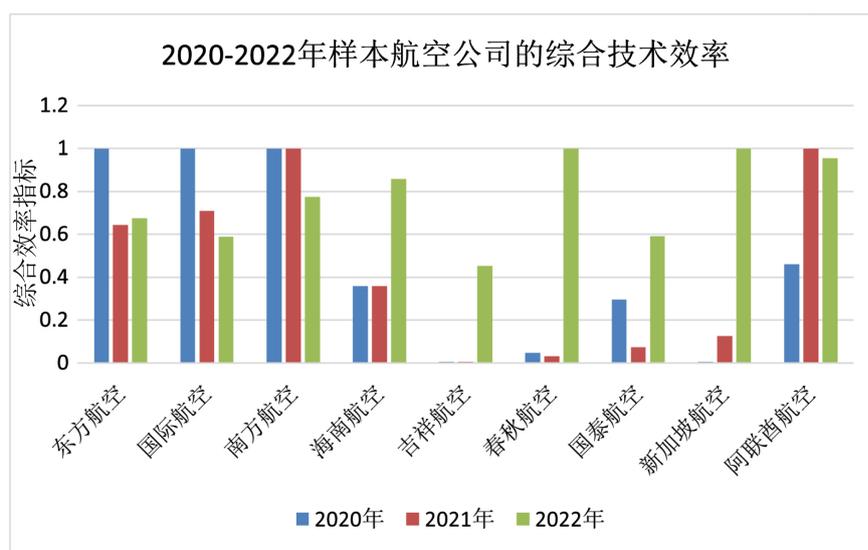
**Table 17.** 2022 efficiency evaluation results based on the input-oriented BCC model

**表 17.** 2022 年基于投入导向 BCC 模型的效率评价结果

航空公司	CRSTE	VRSTE	SCALE	
东方航空	0.674	1	0.674	drs
国际航空	0.589	0.876	0.673	drs
南方航空	0.774	1	0.774	drs
海南航空	0.859	1	0.859	drs
吉祥航空	0.453	1	0.453	drs
春秋航空	1	1	1	crs
国泰航空	0.591	0.625	0.946	drs
新加坡航空	1	1	1	crs
阿联酋航空	0.955	1	0.955	drs
平均值	0.766	0.945	0.815	

### 5.3. 基于 CCR 模型评价结果的分析

根据投入 CCR 模型的评价结果可以得到样本航空公司 2020 年至 2022 年运营的综合技术效率情况，见图 1。其中横坐标代表 9 家样本航空公司，纵坐标代表综合技术效率值 TE，反映的样本航空公司 2020 年至 2022 年的 TE 值的变化情况。



**Figure 1.** Data on airline efficiency values and influencing factors

**图 1.** 2020 年至 2022 年样本航空公司的综合技术效率

### 5.4. 基于 BCC 模型评价结果的分析

DEA 有效和 DEA 非有效的决策单元的汇总情况见表 18。

**Table 18.** Summary of airline operational efficiency evaluations  
**表 18.** 航空公司运营效率评价汇总情况

DEA 有效性		2020 年	2021 年	2022 年
DEA 有效		东方航空、国际航空、南方航空	南方航空、阿联酋航空	春秋航空、新加坡航空
DEA 非有效	纯技术有效	春秋航空、新加坡航空、阿联酋航空	东方航空、国际航空、春秋航空、新加坡航空	东方航空、国际航空、南方航空、阿联酋航空
	技术非有效		海南航空、吉祥航空、国泰航空	

### 5.4.1. 纯技术效率分析

纯技术效率反映企业在既定技术下，利用投入获取产出的能力，直接关联经营管理水平。2020~2022 年，9 家样本航空公司的纯技术效率整体稳定，多数接近或等于 1。

### 5.4.2. 规模效率分析

规模效率反映运营规模合理性。2020~2022 年 9 家样本航司规模效率均值分别为 0.464、0.441、0.815，呈先降后显著升态势。

DEA 有效航司(如南方航空)：纯技术效率与规模效率均最优，技术、资源配置、规模均合理，运营管理水平高，值得借鉴。

DEA 非有效航司需分类改进：(1) 纯技术效率有效但规模效率无效(如 2020~21 年吉祥、春秋、国泰、新航)：问题在规模效率低下(常表现为规模报酬递减)。改善方向：调整规模(如缩减投入)，优化投入产出比。(2) 纯技术效率与规模效率均无效(如 2020~21 年海航、2021~22 年东航、国航，2020 年阿联酋航空)：问题在技术利用和规模管理均不佳。改善方向：同步提升技术开发/利用效率并优化规模建设。

## 5.5. Tobit 回归结果

进一步分析运营效率影响因素。被解释变量为 DEA 模型测算的综合技术效率值(TE)，因其取值范围为[0, 1]，具有截断数据特征，故采用 Tobit 回归模型进行实证分析，具体框架如下：

$$T_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \mu_i \tag{10}$$

式中， $T_i$  代表样本航空公司的效率值， $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  和  $X_4$  分别表示样本航空公司的资产周转率、人均资本、市场份额和企业规模， $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  和  $\beta_4$  是指相应的系数， $\beta_0$  表示常数项， $\mu_i$  表示随机误差项。使用 STATA19.0 (Statistics Data)对样本航空公司的数据进行 Tobit 回归，可得表 19。

**Table 19.** Data on airline efficiency values and influencing factors  
**表 19.** 航空公司效率值及影响因素的相关数据

航空公司	年份	技术效率	规模效率	市场份额	企业规模
东方航空	2020	0.42	0.45	0.124	245.6
	2021	0.45	0.54	0.131	258.3
	2022	0.48	0.36	0.140	272.1
国际航空	2020	0.38	0.33	0.118	236.7
	2021	0.40	0.34	0.125	249.4
	2022	0.43	0.33	0.132	263.2

续表

南方航空	2020	0.46	0.36	0.153	287.5
	2021	0.49	0.37	0.161	302.8
	2022	0.52	0.38	0.170	318.6
海南航空	2020	0.35	0.31	0.098	189.2
	2021	0.32	0.31	0.087	176.5
	2022	0.30	0.30	0.075	164.3
吉祥航空	2020	0.51	0.39	0.056	89.4
	2021	0.43	0.39	0.062	95.7
	2022	0.45	0.42	0.068	102.5
春秋航空	2020	0.44	0.44	0.043	67.8
	2021	0.46	0.45	0.048	72.1
	2022	0.48	0.47	0.053	76.9
国泰航空	2020	0.47	0.37	0.182	356.4
	2021	0.49	0.39	0.178	365.2
	2022	0.51	0.41	0.175	374.5
新加坡航空	2020	0.55	0.45	0.221	428.7
	2021	0.56	0.47	0.218	437.9
	2022	0.57	0.48	0.215	447.6
阿联酋航空	2020	0.53	0.42	0.246	512.8
	2021	0.54	0.44	0.243	523.5
	2022	0.55	0.45	0.240	534.7

数据来源：航空公司年报。

分析可得：

(1) 技术效率(既定投入下实现最大产出的能力)：民营航司(春秋 0.44~0.48, 吉祥 0.43~0.51)整体高于国有航司(东航 0.42~0.48, 国航 0.38~0.43), 显示其资源配置与技术利用优势；国际航司(新航 0.55~0.57, 阿航 0.53~0.55)效率领先；2022 年分化：国有航司效率普遍提升(如南航 0.46→0.52), 民营吉祥下滑(0.51→0.45), 反映抗风险差异。

(2) 规模效率(投入产出最优规模的衡量)：大型航司(阿航 0.42~0.45, 新航 0.45~0.48)：稳定但不高, 符合规模报酬递减；中型航司(国泰 0.37~0.41, 南航 0.36~0.38)：可能因规模不足未达最优生产边界；小型航司(春秋 0.44~0.47)：逐年上升, 接近最优；东航波动(0.45→0.54→0.36)：频繁运力调整致损；海航低迷(0.31→0.30)：与缩减机队相关。

## 6. 提高航空公司运营效率的相关建议

本文基于首先运用因子分析法将 5 个投入指标和 4 个产出指标降维处理, 得到 1 个投入公因子和 1 个产出公因子。随后, 以此构建新投入产出体系, 采用 DEA 的 CCR 和 BCC 模型, 评价了 9 家国内外航空公司(2020~2022 年)的三大效率。基于效率评价与影响因素分析结果, 结合当前航司运营现状, 提出以下提升运营效率的建议：

### 6.1. 合理扩张运营规模，加强管理控制水平

虽然规模建设对于航空公司的运营效率起着至关重要的作用，但在努力追求规模经济的同时，航空公司要冷静对待规模扩张的速度。科学合理地评估企业规模报酬所处的阶段，也即准确预测规模增长所带来的成本收益比，做到有的放矢。切不可因盲目比拼企业规模的大小而导致航空公司成本的增加以及盈利水平的下降。另外，做到合理扩张航空公司的运营规模也是管理控制水平的一种体现，所以航空公司要同时加强企业的管理能力，完善企业的治理模式，从而提高航空公司运营的效率。

### 6.2. 改善科技水平，鼓励自主创新

航空公司要加大科技发展的水平和力度，增加科研投入，结合自身的发展引进先进技术与设备。另外，要培养民航科技人才，提高航空公司的科研能力，不断建立和完善以市场为导向，以企业自身为主体，产学研密切联系的科研体系。同时，航空公司要鼓励自主创新，提升技术创新的力度，实现由产品设计研发向航空品牌创新以及营销方式创新的转变。

### 6.3. 协调整合内外资源，及时调控配置能力

对航空公司资源配置能力的整合是为其运营效率的提高而实现战略决策，随着航空市场的变化与发展，航空公司的各种资源必须随之整合与优化。另外，航空公司的内部资源是有限的，在拥有这些内部资源的同时，要具备充分利用外部资源的能力，使其更多更好地为航空公司自身的发展服务。在当今新经济时代的背景下，航空公司要在瞬息万变的市场环境中提高自身的运营效率，就必须依托现代化的管理思想和方法，对企业的内外部资源进行有效地整合，并及时调控资源的配置能力。

### 6.4. 加强产品与市场的联系，提升市场份额的质量

市场份额的增加一直是航空公司努力追求的方向，但航空公司要在扩大市场份额的进程中提高自身的运营效率，就必须注重市场份额质量的发展。航空公司在扩大知名度，追求品牌效应，提升顾客满意度和顾客忠诚度的同时，也必将大大提升其生产技术所能发挥出的效能。要做到提升市场份额的质量，就必须将产品与市场联系在一起。对航空公司来说，市场营销的本质不单单在于把产品卖出去，实现产品的价值形态增值，更重要的是要将航空公司的发展理念通过产品这一中介传达给顾客，并取得顾客最终的认可。

## 参考文献

- [1] Greer, M.R. (2006) Are the Discount Airlines Actually More Efficient than the Legacy Carriers? A Data Envelopment Analysis. *International Journal of Transport Economics*, **33**, 37-55.
- [2] Saranga, H., Talluri, S. and Alam, I.M.S. (2023) Operational Efficiency of Global Airlines: A Three-Stage DEA-PCA Approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, **168**, 103-117.
- [3] 杨怡波. 基于三阶段 DEA 的航空公司运营效率评价与提升策略研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 中国民航大学, 2021.
- [4] 李智忠, 徐婧雯, 张明远. 疫情冲击下航空公司全要素生产率动态演变研究——基于 CCR-BCC-Malmquist 组合模型的分析[J]. *管理科学学报*, 2023, 26(4): 89-103.
- [5] 韩艾. 基于因子分析与 DEA 相结合的我国商业银行效率分析[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2011.
- [6] Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W. (1984) Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, **30**, 1078-1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>