

基于 DEA 与灰色关联算法的航校飞行训练效率分析

李贞洲¹, 杨 琳¹, 秦 莹²

(1. 珠海中航飞行学校有限公司, 广东 珠海 519000; 2. 梧州学院 外国语学院, 广西 梧州 543000)

摘要:随着国内飞行训练航校的蓬勃发展,如何提高航校的飞行训练效率成为热点问题。利用某航校 2017—2022 年的飞行训练数据,运用数据包络分析(DEA)法对其数据进行时间序列分析,并采用灰色关联度模型对影响因素进行排序。研究表明,2017 年、2018 年、2019 年、2021 年、2022 年 DEA 为有效,2020 年非 DEA 有效。对 DEA 模型的结果进行分析,得出 2020 年各项投入和产出改进值。通过灰色关联度模型将指标对飞行训练综合效率影响程度进行排序,并对结果进行分析,提出改进建议。

关键词:飞行训练;效率分析;DEA(数据包络分析)模型;灰色关联度

中图分类号:F562 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2023)17-0080-04

近年来,民航需求不断增加,为促进国民经济发展,中国民航局确立了“运输航空”“通用航空”两翼齐飞的发展战略,飞行培训业务量逐年提升。然而,与国外飞行航校相比,国内飞行航校有限,且航校的资源配置短缺。在飞行学员逐年增长的形势下,如何提高航校的飞行训练效率成为当下急需解决的问题。为此,利用某航校 2017—2022 年的飞行训练数据,通过数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)模型对该航校 6 年的数据进行时间序列的纵向分析,对航校飞行训练效率进行评价与分析,用灰色关联算法对影响飞行训练效率的指标进行排序,最终对航校的飞行训练效率的优化提出相应建议。

1 DEA 与灰色关联模型

首先采用 DEA 模型计算航校飞行训练的效率;第二步将航校飞行训练的综合效率值作为参考序列,将输入输出指标作为相对应的比较数列,建立灰色关联模型,从而分析输入输出指标对航校飞行训练效率的影响程度。

1.1 DEA 模型

DEA 方法由著名运筹学专家 Charnes 等^[1]提出。DEA 模型使用系统效益评价中多投入多产出的特性,对该系统效益是否有效进行评价^[2]。在此模型中,决策单元(DMU)为接受评估的单位或组织。将决策单元中多项输入以及输出指标数据采用线性规划的方式,以最佳投入与产出作为生产前沿,将决策单元中的多

项输入指标与输出指标的数据生成数据包络曲线^[3]。其中,有效点会位于前沿面上,效率值标定为 1,此时决策单元为 DEA 有效;无效点则位于前沿面外,并被赋予一个大于相对的效率值指标,该指标数值大于 0 但小于 1,此时决策单元为非 DEA 有效^[4]。此方法的优点在于输入、输出指标数据之间的显性表达式不需要有具体的体现,增强了指标选取的科学性和客观性^[5]。DEA 模型主要有 CCR(Charnes-Cooper-Rhodes)、BCC(Banker-Charnes-CooPells)、FG(Fire-Grosskopf)和 ST(Seiford-Thrall)模型^[6]。本文中假设共有 n 个评价单位,每一个单位记为一个决策单元,且每一个决策单元又对应 m 种输入型飞行训练指标 X 和 t 种输出型飞行训练指标 Y ,该航校飞行效率评估 CCR 模型为

$$\begin{aligned} \min \theta - \epsilon & \left(\sum_{r=1}^t S_r^+ + \sum_{i=1}^m S_i^- \right) \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + S_i^- = \theta x_{i0} \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - S_r^+ = y_{r0} \\ S_i^- \geq 0, S_r^+ \geq 0 \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: i 为第 i 种输入型; r 为第 r 种输出型; t 为共有 t 种输出型; m 为共有 m 个输入型; n 为决策单元数; x_{ij} 为第 j 个决策单元对第 i 种类型输入的投入

收稿日期:2023-05-09

作者简介:李贞洲(1986—),男,山东临沂人,珠海中航飞行学校有限公司,二级飞行员,研究方向为飞行训练分析;杨琳(1996—),女,山东莒县人,珠海中航飞行学校有限公司,中级经济师,硕士,研究方向为数据挖掘、客户流失预测;秦莹(1986—),女,山东临沂人,梧州学院外国语学院,副教授,硕士,研究方向为商务英语。

总量； y_{rj} 为第 j 个决策单元对第 r 种类型输出的产出总量； x_{ij0} 为第 j_0 个决策单元对第 i 种类型输入的投入总量； y_{rj0} 为第 j_0 个决策单元对第 r 种类型输出的产出总量； θ ($0 < \theta \leq 1$) 为各项要素投入产出综合效率指数； λ_j 为权重项； S^- 、 S^+ 分别为投入和产出的松弛变量，即研究单元为达到 DEA 有效需要减少的投入量、需要增加的产出量； ε 为非阿基米德无穷小。

DEA 模型能计算出飞行训练的纯技术效率 (PTE)、规模效率 (SE) 和综合效率 (CE) 3 项效率指标^[7]。PTE 是指飞行训练配置是否实现有效生产，SE 是指飞行训练通过优化配置对产出的作用大小， $CE = PTE \times SE$ ，CE 的取值大于 0 小于等于 1，当 $CE = 1$ ，即 $\theta^* = 1$ ，并且 $S_r^{+*} = S_i^{-*} = 0$ 时，表示该航校的飞行训练效率为 DEA 相对有效，当 $CE < 1$ ，即 $\theta^* < 1$ 或者 $S_r^{+*} \neq S_i^{-*} \neq 0$ ，说明该航校的飞行训练效率为非 DEA 有效，CE 的取值与飞校的相对效率成正比关系^[8]。当 $PTE = 1$ ， $PTE = 1$ 时，即若 $\theta^* = 1$ ，并且 $S_r^{+*} \neq 0$ 或者 $S_i^{-*} \neq 0$ 时，该航校的飞行训练效率为 DEA 弱有效^[9]。在该航校的飞行训练效率无效的情况下，修正 DEA 无效的决策单元的投入或者产出，使航校的飞行训练效率 DEA 有效，为飞行训练指标的改善提供依据^[10]。

1.2 灰色关联模型

灰色关联分析属于一种多因素统计方法，是灰色系统理论的一个重要分支。与传统的多因素统计方法相比，灰色关联法不对样本量的数量和样本显现性的规律做过多要求，并且该算法实现起来比较容易，通常量化的结果与定性分析的结果相符，因此得到了广泛的应用。其基本思想是通过计算主因子序列和每个行为因子序列之间的灰色关联度，来判断因子之间关系的强度、大小和顺序^[11]。主因子序列和行为因子序列之间的灰色关联度与它们的关系紧密度成正比，行为因子序列对主因子序列的影响越大，它们之间的关系越紧密，灰色关联度越大，反之亦然^[12]。

具体计算步骤如下：

1) 确定参考序列 $X^{(0)}$ (反映系统行为特征) 和比较序列 $X^{(m)}$ (影响系统行为特征)。其中反映系统行为特征的数据系列为参考序列^[13]，即

$$X_0 = \{X_0(1), X_0(2), \dots, X_0(n)\} \quad (2)$$

影响系统行为的因素组成的数据序列为比较序列，即

$$\begin{cases} X_1 = \{X_1(1), X_1(2), \dots, X_1(n)\} \\ X_2 = \{X_2(1), X_2(2), \dots, X_2(n)\} \\ \vdots \\ X_m = \{X_m(1), X_m(2), \dots, X_m(n)\} \end{cases} \quad (3)$$

2) 对各序列进行无量纲化处理。令

$$X' = X_i / X_i(1) = \{X'(1), X'(2), \dots, X'(n)\} \quad (4)$$

式中： $i = 0, 1, 2, \dots, m$ 。得到 $X'_0, X'_1, X'_2, \dots, X'_m$ 。

3) 求 X_0 与 X_i 的初值像 (无量纲化) 对应分量之差的绝对值序列。

$$\Delta_i(k) = |X'_0(k) - X'_i(k)|$$

$$\Delta_i = [\Delta_i(1), \Delta_i(2), \dots, \Delta_i(n)]$$

$$i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

4) 求 $\Delta_i(k) = |X'_0(k) - X'_i(k)|$ 的最小值与最大值。分别记为

$$\begin{cases} \Delta_{\min} = \min_i \min_k \Delta_i(k) \\ \Delta_{\max} = \max_i \max_k \Delta_i(k) \end{cases} \quad (6)$$

5) 求关联系数 $\xi_{oi}(k)$ 。

$$\xi_{oi}(k) = \frac{\Delta_{\min} + p\Delta_{\max}}{\Delta_i(k) + p\Delta_{\max}} \quad (7)$$

式中： p 为分辨系数， $0 < p < 1$ ，一般取 $p = 0.5$ 。

6) 求关联度 γ_{oi} 。

$$\gamma_{oi} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_{oi}(k) \quad (8)$$

7) 按 γ_{oi} 大小排序，其关联程度与 γ_{oi} 成正比^[11]

2 航校飞行训练效率的实证分析

2.1 指标选取

使用 DEA 模型进行航校飞行训练效率评价时，应注意输入与输出指标选取的科学性与客观性。航校飞行训练效率指标的选取主要考虑以下因素：①选择的指标不受主观因素的影响，并且能够反映航校的飞行训练效率；②航校的飞行训练的输入输出指标之间的线性关系较弱^[14]。应选取较小的数值作为输入指标，而选取较大的数值作为输出指标。航校飞行训练效率评价的核心为航校每年飞行学员的毕业数量。根据评价目的和选择指标的要求，设置输入指标为教员数量、飞机数量、训练空域数量、服务保障人员数量；输出指标为毕业学员数量、全年飞行时间、起落架次。原始数据见表 1。

表 1 2017—2022 年航校输入输出指标

年份	输入指标				输出指标		
	教员数量/人	飞机数量/架	服务保障人员数量/人	训练空域数量/个	毕业学员数量/人	全年飞行时间/h	起落架次
2017	34	37	54	5	100	20 679.5	60 706
2018	34	36	59	6	107	27 586	65 777
2019	42	36	59	7	132	24 439	52 171
2020	41	42	65	7	80	23 622.4	52 195
2021	44	42	66	11	135	36 382.8	63 037
2022	46	40	75	16	177	40 026.5	71 214

2.2 DEA 模型求解

根据原始数据,本文使用以产出为导向的 VRS (variable returns to scale)模型,利用 DEAP2.1 软件进行 DEA 模型的数据分析,分析结果见表 2。

表 2 2017—2021 年航校飞行训练效率的 DEA 结果					
年份	综合效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬	相对有效性
2017	1.000	1.000	1.000	固定	有效
2018	1.000	1.000	1.000	固定	有效
2019	1.000	1.000	1.000	固定	有效
2020	0.765	0.869	0.880	递增	非 DEA 有效
2021	1.000	1.000	1.000	固定	有效
2022	1.000	1.000	1.000	固定	有效
平均值	0.961	0.978	0.980		

2.3 DEA 模型效率分析

1)2017—2022 年航校的飞行训练平均综合效率为 0.961,平均纯技术效率为 0.978,平均规模效率为 0.980。因为新冠肺炎疫情影响,导致 2020 年的综合效率最低,说明 2020 年的飞行训练效率水平仅为 76.5%;2017 年、2018 年、2019 年、2021 年以及 2022 年的综合效率为 1,且同时技术有效和规模有效,DEA 相对有效。DEA 有效性的年份占比为 83.3%,规模报酬不变,说明这 5 年航校飞行训练的投入得到了充分的利用,同时达到了最佳的规模状态。

2)2020 年航校呈现出规模效益递增的状态,说明 2020 年的航校飞行训练的规模小于最佳的规模状态,应当扩大规模,即增加航校的教员数量、增加飞机数量、增加服务保障人员以及增加训练空域。2017 年、2018 年、2019 年、2021 年以及 2022 年航校达到了规模有效,说明 2017 年、2018 年、2019 年、2021 年以及 2022 年航校的飞行训练规模达到了最佳的状态。

3)2017 年、2018 年、2019 年、2021 年以及 2022 年 5 年航校飞行训练的技术效率都为 1,说明这 5 年航校的投入要素都达到了最佳的组合,即技术有效;2020 年航校飞行训练的技术效率为 0.869,说明 2020 年的投入要素组合不合理,导致技术无效。

2.4 DEA 模型改进目标值

对表 2 中非 DEA 有效的年份进行输入输出指标数值的修正,得到相应指标的改变量,见表 3。

表 3 2020 年输入输出指标改变量						
输入指标				输出指标		
教员数量/人	飞机数量/架	服务保障人员数量/人	训练空域数量/个	毕业学员数量/人	全年飞行时间/h	起落架次
34	37	57	6	104	24 120.2	63 233

通过调整 2020 年的输入与输出指标后可以看出,2020 年的教员数量、飞机数量、服务保障人员数量以及训练空域数量的投入过多,同时全年飞行时间、飞机日利用率未达到最佳规模。2020 年的教员数量减少 7 名,飞机数量减少 5 架,服务保障人员减少 8 人,训练空域减少 1 个;同时毕业学员数量增加 24 人,飞行时间增加 497.5 h,起落架次增加 11 038 次,通过调整后,该航校 2020 年可以达到飞行训练配置的最大化利用。

3 灰色关联模型

为了进一步探索航校训练效率的投入与产出指标对航校训练综合效率的影响程度,本文使用灰色关联模型将航校训练综合效率作为参考序列,4 个输入指标以及 3 个输出指标为相对应的比较序列,利用熵权法得出各指标的权重,见表 4。基于熵权法的权重计算出灰色关联程度结果见表 5。

表 4 输入输出指标权重							
指标	教员数量	飞机数量	服务保障人员数量	训练空域数量	毕业学员数量	全年飞行时间	起落架次
权重	0.14	0.18	0.11	0.17	0.11	0.14	0.15

表 5 输入与输出指标对航校综合效率影响的灰色关联系数

指标	关联度	排序
教员数量	0.12	3
飞机数量	0.16	1
服务保障人员数量	0.09	6
训练空域数量	0.12	4
毕业学员数量	0.08	7
全年飞行时间	0.10	5
起落架次	0.13	2

从表 5 得出输入指标对航校训练效率影响最大的是飞机数量,关联度为 0.16;其次为教员数量与训练空域数量,关联度为 0.12;影响最低的为服务保障人员数量,关联度为 0.09。从输出指标对航校训练效率影响最大的是起落架次,关联度为 0.13;其次为全年飞行时间,关联度为 0.1;影响最低的为学员毕业人数,关联度为 0.08。

4 改进措施及建议

对航校 2017—2022 年的飞行训练效率进行了纵向评价,并对非 DEA 有效年份的输入输出指标进行了改进。研究结果表明,出现非 DEA 有效的年份,说明该年份航校的投入资源没有得到很好的利用,出现了投入不足或者冗余的现象。并基于 DEA 模型的结果利用灰色关联模型得出输入输出

指标对航校飞校训练综合效率的影响程度。基于以上的研究结果,对航校提出以下几点建议。

4.1 提升教师资质,注重教学培养质量

在航校的飞行训练中,飞行教员的资质是尤为重要的,教员擅长实践研究,却缺乏理论科研能力,针对此现状,航校应该鼓励教员提升自身的科研能力,并设立奖励机制,加大科研经费的投入。同时从高校聘请专业教师为航校教员提升自身理论基础,帮助教员增强理论教育水平,使航校教员多方面发展。其次航校应加强对理论教员的学术培养,提升学员地面理论课的效率,使理论教员成为专业教学能手。提升教师资质,才能更好地提升教学质量以及提升训练效率。

4.2 扩大规模,合理利用资源

航校应适当扩大规模,增加飞机架数与教员数量,但同时应重视资源的合理配置,以航校运营水平为基础,合理安排学生入校人数以及时间,避免出现学生积压,浪费航校资源,降低航校飞行训练的效率;同时增加航校的辅助基地,在不影响机场航班的基础下,与通航机场开展合作,与机场达成协议,为航校的飞行训练争取更大的资源,提升航校的飞行训练效率同时增加可飞行时间。

4.3 注重创新,提升自身水平

在民航业蓬勃发展的趋势下,航校应注重自身的提升,加大对航校新技术以及新设备的资金投入,提升机队保障团队以及塔台指挥人员的技术水平,对机务、飞行教员、塔台指挥人员以及飞行时长进行合理分配,做到以最少的投入得到最大化的产出。各行政部门之间须加强沟通,降低部门之间重复工作、浪费资源,从而降低运行成本,提高航校的飞行训练效率。

参考文献

[1] CHARNES A W, COOPER W W, RHODES E L. Measuring the efficiency of decision making units[J]. European Journal of Operational Research, 1979, 2(6): 429-444.

[2] 颜鹏飞, 王兵. 技术效率、技术进步与生产率增长: 基于 DEA 的实证分析[J]. 经济研究, 2004(12): 55-65.

[3] 魏权龄. 数据包络分析(DEA)[J]. 科学通报, 2000(17): 1793-1808.

[4] 赵国宇, 周申蓓. 基于三阶段数据包络分析的我国高新技术产业开发区绩效评价[J]. 科技管理研究, 2021, 41(24): 43-49.

[5] 梅永倩, 王萌, 谷雨. 基于 DEA-Malmquist 指数法的河南省科技金融效率评价[J]. 科技和产业, 2022, 22(5): 107-111.

[6] 李培哲, 营利荣, 刘勇. 基于 DEA 与 Malmquist 指数的区域高技术产业创新效率评价研究[J]. 工业技术经济, 2019, 38(1): 27-34.

[7] 刘继为. 基于超效率 DEA 模型的中国海洋生态效率影响因素及优化研究[J]. 大连海事大学学报(社会科学版), 2023, 22(2): 8-16.

[8] 李传娟, 李晶洁, 夏灵熙, 等. 中国财经类高校科研创新博弈效率研究: 基于广义模糊博弈 DEA 理论[J]. 科技和产业, 2023, 23(3): 38-43.

[9] 王珍珍. 我国制造业与物流业联动发展效率评价: 基于超效率 CCR-DEA 模型[J]. 中国流通经济, 2017, 31(2): 20-30.

[10] 陈浩, 陈平, 罗艳. 基于超效率 DEA 模型的中国资源型城市生态效率评价[J]. 大连理工大学学报(社会科学版), 2015, 36(2): 34-40.

[11] 徐耀松, 王德兴. 基于加权灰色关联投影的 Bagging-Blending 多模型融合短期电力负荷预测[J]. 信息与控制, 2022, 51(2): 188-200.

[12] 潘卫军, 邱文彬. 机场机坪安全管理研究[J]. 科技和产业, 2014, 14(1): 133-135, 170.

[13] 李文慧, 许剑辉, 孙彩歌. 基于灰色关联度的深圳市生态环境与城市扩展时空演化研究[J]. 生态环境学报, 2021, 30(4): 880-888.

[14] 白钊, 杨琳. 基于 DEA 模型的国内航空公司服务绩效评价方法[J]. 航空计算技术, 2020, 50(1): 9-12.

Efficiency Analysis of Flight Training in Aviation School Based on DEA Model and Grey Correlation Algorithm

LI Zhenzhou¹, YANG Lin¹, QIN Ying²

(1. Zhuhai AVIC Flight School Co., Ltd, Zhuhai 519000, Guangdong, China;
2. Foreign Languages College, Wuzhou University, Wuzhou 543000, Guangxi, China)

Abstract: Due to the vigorous development of domestic flight training aviation schools, how to improve the efficiency of flight training has become a hot issue. Using the flight training data of a certain aviation school from 2017 to 2022, the time series analysis of the data is carried out using the data envelopment analysis (DEA) method, and the grey correlation degree model is used to sort the influencing factors. The research results show that DEA is effective in 2017, 2018, 2019, 2021 and 2022, and DEA is not effective in 2020. The results of DEA model are analyzed in terms of relative effectiveness, scale effectiveness and technical effectiveness. Improvement values are put forward from various inputs and outputs in 2020, the impact of input and output indicators on the comprehensive efficiency of flight training through grey correlation model is ranked, the results obtained are analyzed, and improvement suggestions are put forward.

Keywords: flight training; efficiency analysis; DEA (data envelopment analysis) model; grey correlation degree