

文章编号:1005-0523(2020)06-0086-08

我国枢纽机场综合分类研究

焦慧君, 杨新渥

(中国民航大学中欧航空工程师学院, 天津 300300)

摘要:随着我国民航业的迅速发展,枢纽机场在民航甚至国家战略规划中的地位不断提升。但目前我国枢纽机场分类不明确,顶层规划欠缺,功能定位同质化严重,使得机场间恶性竞争激烈、效率低下,因此,文章从协同发展角度对枢纽机场进行层级分类,以实现各类机场差异化、层次化发展。以《全国民用机场布局规划》(2017)中提及的40个枢纽机场为研究对象,通过3阶段及超效率DEA结合模型、BP神经网络及聚类分析3种方法,对各机场进行梯度分类,并提出基于功能定位的协同发展策略,促进航空业的可持续发展。

关键词:枢纽机场;综合分类;三阶段及超效率DEA模型;BP神经网络;聚类分析

中图分类号:[U8] **文献标志码:**A

本文引用格式:焦慧君,杨新渥.我国枢纽机场综合分类研究[J].华东交通大学学报,2020,37(6):86-93.

Citation format:JIAO H J, YANG X S. Research on comprehensive classification of hub airports in China[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37(6): 86-93.

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2020.06.012

20世纪50年代,FAA率先定义了航空枢纽,并将其作为国家机场体系规划的重要内容沿用至今;欧洲也将枢纽机场作为协同发展策略的重要内容;20世纪90年代初,我国首次提出枢纽机场的概念并引入国家规划文件中。但,目前国内外学术界对枢纽机场的分类并无统一标准,主要集中在以下方面:一是借鉴FAA的标准,以旅客吞吐量占当年旅客总运输量的比例分类;二是根据机场的部分相关属性,地区GDP、人口及产业结构等进行分类^[1-7];三是根据机场运营现状,运营效率、辐射范围等进行分类^[8-12]。但以上方面讨论因素较单一,且多采用DEA、聚类分析、层次分析法^[1-4,7,13-14]等单一方法求解,分类结果偶然性较大。因此,本文综合考虑枢纽机场分类影响因素,通过三阶段及超效率结合DEA模型的运营效率分析、聚类分析的类别间距离计算、BP神经网络的自适应方法预测,3种不同角度对枢纽机场进行分类,结果更具有客观、准确性。

1 研究方法

1.1 三阶段及超效率DEA模型

DEA模型是对决策单元(DMU)进行有效性评价的方法之一,该方法基于运营效率对枢纽机场分类。枢纽机场是客货运的集散中心,其运营效率可直接反映机场的综合能力,进而判断其类别^[5]。

通过表1三种效率评价方法的比较,于多投入多产出且可有效避免随机误差的三阶段DEA模型更符合本文需求。

表1 三种效率评价方法比较

Tab.1 Comparison of three efficiency evaluation methods

方法	适用条件	结果显著性	随机误差
DEA	多投入多产出	显著	无法避免
似随机前沿模型SFA	多投入单产出	显著	有效避免
三阶段DEA	多投入多产出	显著	有效避免

收稿日期:2020-07-22

基金项目:国家自然科学基金项目资助(61603396);中央高校基本科研业务费项目资助(201922)

作者简介:焦慧君(1992—),女,硕士,研究方向为枢纽机场功能定位和航线网络优化。E-mail:823616525@qq.com。

通信作者:杨新渥(1966—),男,教授,研究方向为空中交通管理和枢纽机场。E-mail:xsyang@cauc.edu.cn。

1) 第一阶段:传统 DEA 模型初始效率分析。投入导向对偶形式 BCC 模型

$$\min \theta - \varepsilon (\hat{e}^T S^- + e^T S^+) \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j \lambda_j + S^- = \theta X_0 \\ \sum_{j=1}^n Y_j \lambda_j + S^+ = Y_0 \\ \lambda_j \geq 0, S^-, S^+ \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: θ 为效率; ε 为阿基米德无穷小量; \hat{e}, e 均为单位向量; λ 为输入权系数; $j=1, 2, \dots, n$ 表示 DMU; X, Y 分别表示投入,产出向量。若 $\theta=1, S^+=S^-=0$, 则 DMU 为 DEA 有效;若 $\theta=1, S^+ \neq 0$, 或 $S^- \neq 0$, 则 DMU 弱 DEA 有效;若 $\theta < 1$, 则 DMU 非 DEA 有效。

2) 第二阶段:SFA 剔除环境和统计噪声影响。该阶段,关键在于通过 SFA 回归,根据松弛变量剔除环境及统计噪声影响^[18],将所有 DMU 置于相同外部环境中。SFA 回归函数为

$$S_{ni} = f(Z_i; \beta_n) + v_{ni} + \mu_{ni} \quad (2)$$

式中: S_{ni} 表示第 i 个 DMU 第 n 项投入的松弛值; Z_i 表示环境变量影响; β_n 表示环境变量系数; v_{ni} 表示随机干扰对投入松弛变量的影响,且 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$; μ_{ni} 表示管理无效率项,且 $\mu \sim N^+(0, \sigma_\mu^2)$; $v_{ni} + \mu_{ni}$ 表示混合误差项。

SFA 回归调整公式为

$$X_{ni}^A = X_{ni} + [\max(f(Z_i; \hat{\beta}_n)) - f(Z_i; \hat{\beta}_n)] + [\max(v_{ni}) - v_{ni}] \quad (3)$$

式中: X_{ni}^A 和 X_{ni} 分别为调整后和调整前投入变量; $[\max(f(Z_i; \hat{\beta}_n)) - f(Z_i; \hat{\beta}_n)]$ 表示环境因素调整; $[\max(v_{ni}) - v_{ni}]$ 表示将所有 DMU 调整到相同外界环境中。

管理无效率公式为

$$E(\mu_{ni} | \varepsilon_i) = \sigma' \left[\frac{\phi \left(\lambda \frac{\varepsilon_i}{\sigma} \right)}{\Phi \left(\frac{\lambda \varepsilon_i}{\sigma} \right)} + \frac{\lambda \varepsilon_i}{\sigma} \right] \quad (4)$$

式中: ϕ 和 Φ 分别表示正态分布密度函数和分布函数; ε 为混合误差项; $\sigma' = \sigma_\mu \sigma_v / \sqrt{\sigma_\mu^2 \sigma_v^2}$, $\lambda = \sigma_\mu / \sigma_v$ 。

3) 第三阶段:调整后变量效率分析。该阶段,已剔除环境及统计噪声影响,根据 X_{ni}^A 再次计算各 DMU 效率值,能够更明确反应管理无效率情况。

4) 超效率 DEA 再分析。三阶段 DEA 模型进行有效性评价中,多个有效 DMU 无法进行排序,因此需要结合超效率 DEA 模型对有效 DMU 再次进行排序。此处,采用 DEASOLVER 中 Supper-SBM-I-GRS(超效率非径向一般投入导向)模式进行求解。

1.2 聚类分析

聚类分析是根据类别间距离,即枢纽机场多个指标关系的亲密程度分类,符合“物以类聚”的思想。其中,系统聚类是目前应用最为广泛的一种聚类方法。

类间距离常采用欧氏距离计算,代表 n 维空间中两点之间的真实距离。其计算公式为

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{it} - X_{jt})^2} \quad (5)$$

通过离差平方和法(WARD)进行分析:类间离差平方和较大,同类较小。WARD 递推公式为

$$D_{kr}^2 = \frac{n_k + n_p}{n_r + n_k} D_{kp}^2 + \frac{n_k + n_q}{n_r + n_k} D_{kq}^2 - \frac{n_k}{n_r + n_k} D_{pq}^2 \quad (6)$$

式中: n 表示样本指标总数; D_{ij}^2 表示第 i 类与 j 类离差平方和欧式距离。

1.3 BP 神经网络

由于本文涉及指标众多且关系较为复杂,因此,采用可有效避免主观确定权重等环节的神经网络计算方法^[18],本文采用基于 BP(back propagation)网络的综合评价方法

神经网络构建。输入层节点数 n 即 14 个二级指标,输出层 m 为预测分类结果,逼近能力较强的隐层节点数 $h=\sqrt{m+n}+\alpha$ (α 为 1~10 间的常数)。

训练函数确定。训练函数通常使用共轭梯度法(TRAINSCG),若训练不收敛也将自动停止训练;节点传递函数,采用误差较小的正切型传递函数 TANSIG。训练指令即,net=newff(minmax(p),[h,1],{'tansig','purelin'},'trainscg')。

训练参数设定。显示频率设定一个较小数值 25,以使结果显示更加精确且所用时间较短;迭代次数设为 2 000,根据收敛曲线衰减速度确认参数有效性,经不断尝试得出;目标误差设定为 e^{-5} ,满足“误差 * 样本数量 < 0.5”即可;最小梯度设为 e^{-6} ,即若下降梯度达不到此值训练也将停止;最大失败步数设为 1 000,即训练 1 000 步仍未成功也将停止训练。进而,进行多次反复训练,直至达到目标误差。

2 方法应用

2.1 综合分类指标构建

合理选择与确定评价指标是科学评价研究问题的关键与前提。由于枢纽机场系统较为复杂,该指标体系分为一级指标和二级指标。一级指标定性阐述枢纽机场特征,如表 2 所示,通过广泛征求业内专家意见及查阅相关参考文献[15-17],及不断修正确定出 14 个定量二级指标,如图 1 所示。

表 2 枢纽机场分类一级指标
Tab.2 First class indicators of hub airport classification

一级指标	指标含义
运输规模	反映机场业务及基本运营能力
连通性	反映航线丰富性及连通能力,是枢纽机场业务发展的根本要素
中转水平	反映枢纽竞争力的重要因素,区别于非枢纽的重要标志之一
外界环境	反映机场整体竞争力水平,机场发展与地区发展相辅相成
基础设施	反映机场运行效率、承担能力,是提高机场竞争力的基石

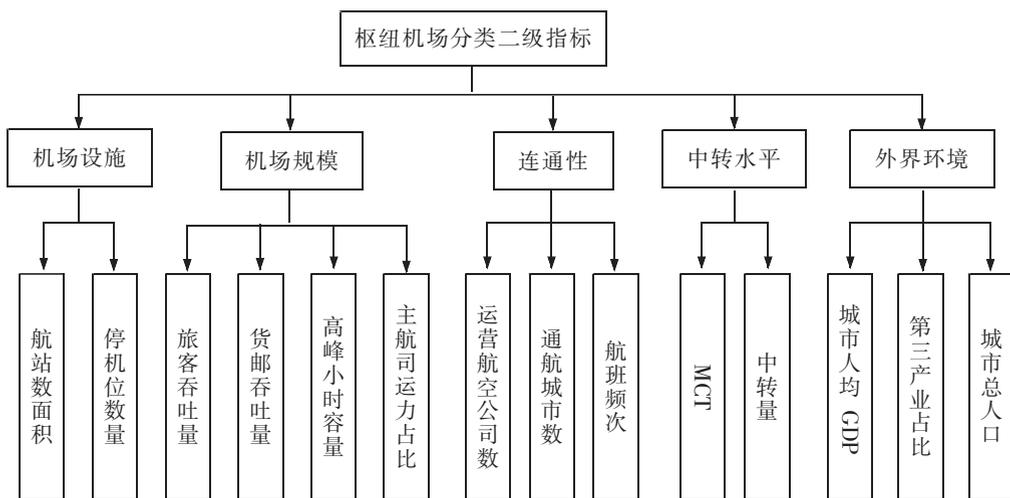


图 1 枢纽机场分类二级指标

Fig.1 Second class indicators of hub airport classification

2.2 三阶段及超效率 DEA 模型求解

投入变量包含航站楼面积,停机位数量,运营航空公司数;旅客吞吐量,货邮吞吐量,航班频次,主航司

运力占比;产出变量包含高峰小时容量,中转量,MCT,通航城市数;环境变量包含人均GDP,第三产业GDP,总人口。

第一阶段,通过DEAP2.1计算初始效率值,且得出每个投入变量对应每个机场的松弛值。

第二阶段,通过Frontier 4.1,根据松弛值分离管理无效率项,得到去除环境变量影响后的投入变量。运行得到: $\gamma \approx 1$,即混合误差项由管理无效率主导;单边广义释然比检验值为18.145 085 > 7.045 (3个自由度下,0.5%误差下显著水平),即通过显著性检验。因此SFA模型合理。

第三阶段,40个机场效率值再计算,北京首都等13个机场效率值为1,即此类机场综合能力较高,可定义为一级或二级枢纽机场,其余大连周水子等27个机场效率小于1,即运营效率较低,定义为三级枢纽机场。

超效率DEA,经计算上海浦东、北京首都、广州白云3个机场的效率值远高于其它10个机场,因此定义为一级枢纽机场。上海虹桥等10个机场在三阶段DEA计算中效率为1,但超效率计算值与一级枢纽又存在明显差距,因此定义为二级枢纽。

经过该模型对枢纽机场运营效率的分析,分类结果如表3和表4所示。

表3 超效率三阶段DEA模型结果

Tab.3 Classification result of three-stage and super-efficiency DEA model

机场	Supper-SBM-I
上海浦东	2.673 725 1
北京首都	2.418 942 5
广州白云	2.160 454 8
上海虹桥	1.245 76
深圳宝安	1.244 909 6
成都双流	1.185 589 5
昆明长水	1.119 300 1
西安咸阳	1.080 674
重庆江北	1.078 433 1
三亚凤凰	1.047 694 2
青岛流亭	0.981 395
哈尔滨太平	0.953 824 1
乌鲁木齐地窝堡	0.906 592 2

表4 三阶段DEA模型结果

Tab.4 Classification results of three-stage DEA model

机场	crste	vrste	scale	规模收益
大连周水子	0.89	0.892	0.998	irs
武汉天河	0.796	0.799	0.996	drs
厦门高崎	0.887	0.892	0.995	irs
海口美兰	0.865	0.871	0.993	drs
南宁吴圩	0.726	0.732	0.992	irs
天津滨海	0.603	0.613	0.983	irs
呼和浩特白塔	0.889	0.906	0.981	irs
杭州萧山	0.879	0.896	0.981	irs
济南遥墙	0.781	0.802	0.974	irs
太原武宿	0.911	0.935	0.974	irs
西宁曹家堡	0.938	0.967	0.971	irs
贵阳龙洞堡	0.848	0.877	0.967	irs
银川河东	0.763	0.791	0.965	irs
郑州新郑	0.829	0.859	0.965	irs
长春龙嘉	0.953	0.989	0.964	drs
兰州中川	0.89	0.924	0.963	irs
沈阳桃仙	0.698	0.731	0.954	irs
南京禄口	0.798	0.839	0.951	irs
温州龙湾	0.722	0.772	0.935	irs
宁波栎社	0.836	0.905	0.924	irs
桂林两江	0.721	0.784	0.92	irs
长沙黄花	0.678	0.737	0.92	irs
福州长乐	0.718	0.787	0.912	irs
南昌昌北	0.748	0.844	0.886	irs
合肥新桥	0.791	0.898	0.881	irs
拉萨贡嘎	0.873	1	0.873	irs
石家庄正定	0.581	0.765	0.759	irs

该分类结果与我国《十三五规划》及《全国民用机场布局规划》(2017)的分类结果多数一致,由于外界环境、机场自身实际及计算方法系统误差等因素影响,个别机场存在差异,因此该方法较为合理。

2.3 聚类分析求解

本文将40个枢纽机场分别14个指标数据带入SPSS,构造树状图,通过系统聚类,以Ward联接法分析类间距离,以平方欧氏距离作为分类度量标准,将40个枢纽机场分为3类,结果如图2所示。

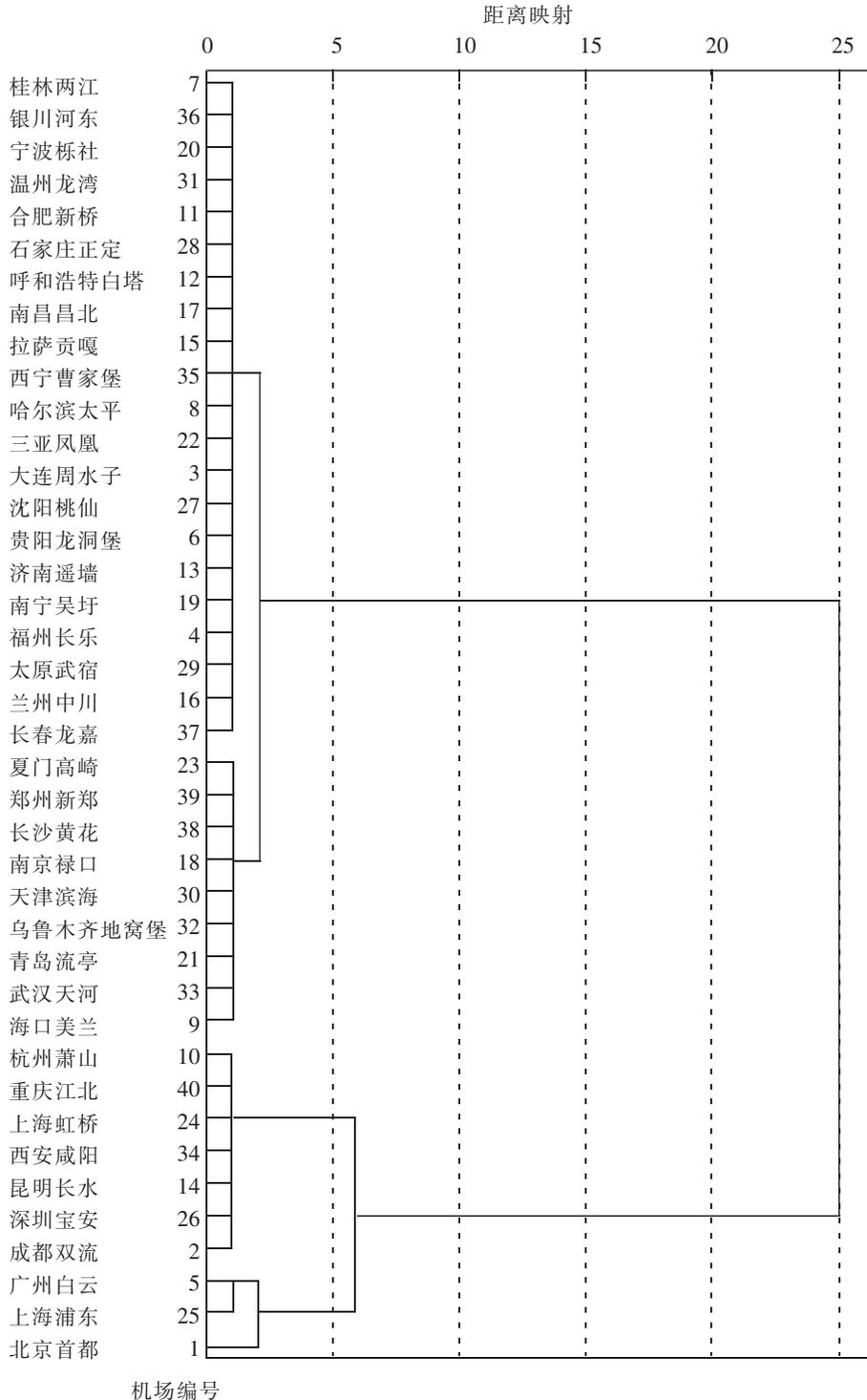


图2 聚类分析法分类结果

Fig.2 Classification results of cluster analysis method

由聚类分析方法分类结果可见,北京首都、上海浦东、广州白云 3 个机场为一级枢纽;成都双流等 7 个机场为二级枢纽;海口美兰等 30 个机场为三级枢纽。

该分类结果与 2.2 节分类结果多数相同,但由于系统内部误差及不同角度差异等问题,以下 5 个机场分类结果存在分歧,如表 5 所示。分类结果不同机场数量较少,亦属合理范围,因此该方法同样适用。

表 5 分类结果存在差异机场
Tab.5 Airports with different classification results

机场	三阶段及超效率 DEA	聚类分析
哈尔滨太平(HRB)	2	3
杭州萧山(HGH)	3	2
青岛流亭(TAO)	2	3
三亚凤凰(SYX)	2	3
乌鲁木齐地窝堡(URC)	2	3

2.4 BP 神经网络求解

将 35 个分类相同的枢纽机场作为训练集,将 5 个分类不同的机场作为测试集进行预测分类。误差变化曲线及相关参数如图 3 所示,初始训练、测试和验证误差均在 e^{-3} 以上,通过 TRAISCG 函数进行 184 次训练后达到目标误差(Goal)要求,且测试和验证误差均达到训练理想结果(Best)。为了避免陷入过学习,在此处停止训练。

5 个机场的预测分类结果如图 4 所示,可见杭州萧山、乌鲁木齐地窝堡机场为二级枢纽,哈尔滨太平国际、青岛流亭、三亚凤凰机场为三级枢纽,未出现一级枢纽。

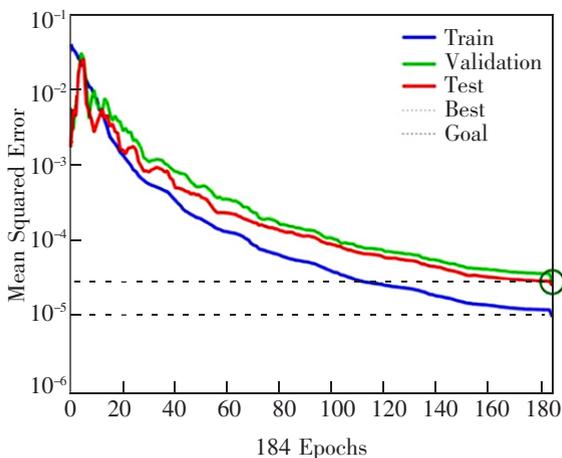


图 3 BP 神经网络误差曲线
Fig.3 Neural network error curve

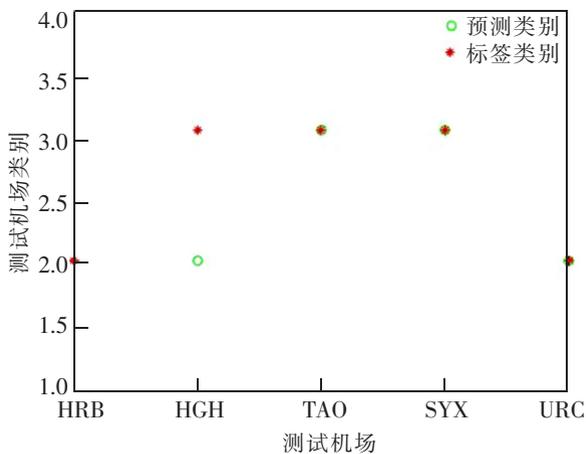


图 4 五个机场预测分类结果
Fig.4 Forecast classification results of five airports

该方法分类结果中,乌鲁木齐地窝堡机场与三阶段及超效率 DEA 模型计算结果一致,杭州萧山机场、哈尔滨太平机场、青岛流亭机场、三亚凤凰机场与聚类分析方法结果一致,未出现与前两种方法均不一致的结果,进一步说明该方法的合理性。

2.5 枢纽机场分类结果

综合上述三种方法,将我国 40 个枢纽机场分成三类的结果,一级枢纽包含上海浦东,北京首都,广州白

云;二级枢纽包含上海虹桥,深圳宝安,成都双流,西安咸阳,昆明长水,杭州萧山,重庆江北,乌鲁木齐地窝堡;三级枢纽包含哈尔滨太平,大连周水子,温州龙湾,武汉天河,兰州中川,海口美兰,天津滨海,呼和浩特白塔,济南遥墙,太原武宿,贵阳龙洞堡,厦门高崎,南京禄口,南宁吴圩,宁波栎社,青岛流亭,三亚凤凰,长春龙嘉,沈阳桃仙,福州长乐,西宁曹家堡,银川河东,南昌昌北,合肥新桥,桂林两江,长沙黄花,石家庄正定,拉萨贡嘎,郑州新郑。

近年来,我国对枢纽机场等级划分不断明晰,相应发展战略在不断改进,本文40个枢纽机场对应等级的发展战略分析如表6所示。

表6 枢纽机场战略分析
Tab.6 Strategy analysis of hub airports

机场等级	功能定位	战略阐述	实例
一级枢纽	国际枢纽	提升国际枢纽竞争力: 1)大量增加国际通航点数量及航线厚度; 2)逐步削减与国内非枢纽机场间的航线,分流不符合功能定位的航线。	为增强首都机场国际枢纽功能,增加国际航线覆盖面和国际中转比例;疏解非国际枢纽功能,分流部分国内干、支线航班至天津或石家庄,促进华北地区机场协同发展。
二级枢纽	复合枢纽	显著加强面向特定国家或地区门户作用及国际枢纽作用: 1)拓展面向特定国家或地区的国际航线,提升与各等级枢纽间的连通性; 2)逐步减少至非枢纽机场航线,根据实际运营情况及机场自身发展战略进行调整。	为推动西安国际航空枢纽建设,依托西北建立“快线升级、引支济干、连通枢纽、进疆入藏、强化高原”的国内航线网络,“加强丝绸之路、加密区域、连通洲际”的国际航线网络,将非战略航线分流至次枢纽,促进以西安为核心,以银川、西宁为两翼的西部地区机场协同发展。
三级枢纽	区域枢纽	增强特定区域核心枢纽作用: 1)连通所在区域非枢纽,满足非枢纽机场到枢纽机场的旅客需求; 2)加密与国际、复合枢纽间的航班频次。	为增强宁波栎社机场的区域枢纽功能,基于已有航班,承接浦东及虹桥疏解航班,客货并举,提升时刻资源利用率、丰富航线网络,促进华东地区机场协同发展。

3 结论

本文首先提出一套较为完善的枢纽机场分类指标,其中连通性及中转能力反映枢纽机场的本质特征;进而通过三阶段及超效率DEA模型、聚类分析、BP神经网络三种方法,从运营效率、运营差距及自适应预测不同角度将我国40个枢纽机场分为三类,使得结果更具有客观性。结合我国枢纽机场功能定位,提出各等级枢纽机场战略规划,对减少我国机场同质化竞争,实现协同化、差异化发展,提高有限资源的利用率具有较强的战略指导意义。

参考文献:

- [1] COSTA T F G, GUI L, OLIVEIRA A V M. A model to identify airport hubs and their importance to tourism in Brazil[J]. Research in Transportation Economics, 2010, 26(1): 3-11.
- [2] DENIZ H R, SANCHEZ P S, DORTA A V. Classifying airports according to their hub dimensions: an application to the US domestic network[J]. Journal of Transport Geography, 2013, 33(33): 188-195.
- [3] ATTAGE V A, BARROS A G D, WIRASINGHE S C, et al. Airport classification criteria based on passenger characteristics and terminal size[J]. Journal of Air Transport Management, 2012, 24(24): 36-41.
- [4] 杨英宝, 钟山. 中国民航运输机场分类问题的初步探讨[J]. 中国民用航空, 2004(11): 39-42.

- [5] HELM S A, VENKATARAMANAN M A. Solution approaches to hub location problems[J]. *Annals of Operations Research*, 1998, 78(78):31–50.
- [6] EBERY J, KRISHNAMOORTHY M, ERNST A, et al. The capacitated multiple allocation hub location problem: Formulations and algorithms[J]. *European Journal of Operational Research*, 2000, 120(3):614–631.
- [7] 杨新渥, 刘俊. 基于机场功能定位的国内机场分类[J]. *中国民航大学学报*, 2018, 192(2):23–25.
- [8] 柏明国. 航线网络布局模式研究[J]. *科技和产业*, 2008, 8(5):43–46.
- [9] 葛伟. 不确定性枢纽航线网络优化设计方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2012.
- [10] 李革庆. 关于建立中枢辐射航线网络布局的研究[D]. 西安:西北工业大学, 2002.
- [11] 柏明国. 航线网络布局模式研究[J]. *科技和产业*, 2008, 8(5):43–46.
- [12] 李云龙. 基于源矩阵的大型航空枢纽特征分类研究[J]. *重庆交通大学学报(社会科学版)*, 2017, 17(3):42–46.
- [13] 姜涛. 航空公司中枢辐射航线网络鲁棒优化设计问题研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2007.
- [14] 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.
- [15] 陈梵驿. 京津冀机场群协同发展下的航线优化研究 [D]. 天津:中国民航大学, 2016.
- [16] 杨新渥, 王倩. 基于聚类分析和 DEA 的枢纽机场评价研究 [J]. *航空计算技术*, 2017, 47(3):5–8.
- [17] 褚衍昌. 机场运营效率评价与改善研究[D]. 天津:天津大学, 2009.
- [18] FRIED H O, YAISAWARNG S S S. Incorporating the operating environment into a nonparametric measure of technical efficiency[J]. *Journal of Productivity Analysis*, 1999, 12(3):249–267.
- [19] 葛杨洁, 刘岩, 金勇. 基于 DEA 的城市轨道交通车站匹配性研究[J]. *华东交通大学学报*, 2020, 37(3):84–91.
- [20] 陈巍巍, 张雷, 马铁虎等. 关于三阶段 DEA 模型的几点研究[J]. *系统工程*, 2014(9):144–149.
- [21] 葛鸿雁. 基于 BP 神经网络的湖南省红色旅游资源评价研究模型[D]. 湘潭:湘潭大学, 2017.

Research on Comprehensive Classification of Hub Airports in China

Jiao Huijun, Yang Xinsheng

(College of Sino-European Institute of Aviation Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: With the rapid development of China's civil aviation industry, the position of hub airports in civil aviation has been improved. However, the classification of hub airports is undefined, with strategic planning insufficient and the functional orientation seriously homogenized, which makes the vicious competition between airports fierce. Therefore, hub airports are classified according to the collaborative development to achieve differentiated and hierarchical development of various airports. This paper took the 40 hub airports mentioned in the National Civil Airport Layout Plan(2017) as research objects, and the classification problem was solved by methods of three-stage and super-efficiency DEA, clustering analysis and BP neural network. The gradient classification of hub airports was carried out, and the collaborative development strategy based on functional orientation was proposed to promote the sustainable development of aviation industry.

Key words: hub airport; comprehensive classification; three-stage and super-efficiency DEA; clustering analysis; BP neural network