苏州市区域卫生资源配置效率研究*

范 伟[1,2] 胡一河[1,3,4] 曹 勇[5] 吕 阳[6△]

【提 要】 **目的** 通过分析2023年苏州市各个区域综合卫生服务效率，为卫生部门未来的资源配置和优化提供依据。**方法** 通过苏州市2023年十个区县的卫生资源投入和产出指标数据，进行卫生服务效率评估。评估方法采用数据包络分析法（data envelopment analysis，DEA）。比较分析校正协变量前后卫生服务效率的评估结果，并采用beta回归模型分析影响卫生服务效率的因素。数据的整理、清洗、分析以及可视化采用DEAP 2.1以及R 4.4.2软件完成。**结果** 相比于其他区县，市区6、8和10处于规模效率最优状态，这种情况在调整区域人口数和人均GDP之后依然存在。市区4的投入要素和卫生服务效率与其他区县有显著差异。除了产出指标外，非DEA有效的区域在投入指标方面，多数主要存在床位数和卫生总费用方面的冗余。而beta回归结果显示，控制其他因素之后，区域面积对区域卫生服务的综合技术效率、纯技术效率以及规模效率均有显著负向影响；此外，执业医护比值以及区域GDP对卫生服务的规模效率有正向影响。**结论** 苏州市十个区县的卫生服务效率存在地区差异，建议针对区域卫生资源配置进行优化，实现区域间卫生服务的高效性。

【关键词】 卫生服务效率 数据包络分析 卫生资源 多维尺度变换
【中图分类号】 R195 【文献标志码】 A **DOI** 10.11783/j.issn.1002-3674.2026.04.030

卫生资源是指卫生部门所掌握的人力、经费、技术等要素的总和，通常具有稀缺性，因此，合理配置卫生资源是国家和地方卫生部门的重要命题之一，也是卫生部门提高卫生服务效率的重要手段[1]。卫生资源的合理配置首先需要对当前的卫生服务效率进行有效评估。目前，评估卫生资源配置效率有多种方法，例如数据包络分析（data envelopment analysis，DEA）[2]、随机前沿分析（stochastic frontier analysis，SFA）[3-4]、Tobit回归模型[5]等等。其中，DEA是国内外学者较为常用的非参数方法，用于评估具有多个输入和输出的决策单元（decision management unit，DMU）的效率[6]。该方法通常假设所有DMU在相同的环境下运营，且输入和输出指标的选择应反映DMU的主要活动和成果。在卫生领域，DEA已被广泛用于评估医院、卫生系统、医疗保健计划等的效率，并且既往已有学者针对不同省市、地区或不同机构进行了有关卫生资源效率的评估研究[1-2,7-9]。这些研究从不同的维度对不同的机构或地区进行了卫生资源效率的评估，并对有关资源配置提供了相应的建议。钱芳等[1]对2009年上海市18个区县的卫生资源的投入产出情况进行DEA分析，结果提示相对效率值小于1的区域主要分布在郊区，当年的上海市存在资源配置总量满足下的结构性失衡情况。而陈天培等[9]曾就2011—2012年河南省六个省辖市11个市辖区的社区卫生服务中心进行调查分析，运用DEA评价运行效率，结果提示样本的整体运行效率欠佳，处于规模效益不足、资源欠佳的状态。这些研究表明DEA在评估卫生资源投入产出效率方面具有广泛应用。

苏州市是全国经济发展较为突出的城市，也是长三角经济重要的中心城市之一。近年来，政府部门在医疗卫生方面投入了较多的资源，新建、改建、扩建了一批医疗服务机构。随着卫生资源的不断投入，有关卫生服务的运行效率也值得关注。目前，苏州市所辖十个区县板块，各板块的人口结构和卫生资源存在一定的差异，近些年也缺乏针对苏州市区县板块的卫生资源供给配置和服务情况的相关研究。因此，本研究期望通过十个区县的卫生资源投入产出现状，利用DEA方法对近年来的卫生服务效率进行评估，分析近些年苏州市各个区县卫生资源的投入产出现状，评估各区县卫生服务的效率，并提出针对性的资源配置建议。

资料与方法

1. 资料来源

本数据源自苏州市卫生健康统计的相关数据，汇总2023年十个区县的卫生资源投入和产出指标数据，按照医疗卫生机构属地进行实证研究。结合所纳入的DMU数量，本研究卫生服务效率指标的选择主要采用既往在其他省市地区相关文献中使用过的相对常规的指标。其中，投入和产出指标具体如表1所示。

2. 资料处理

本研究采用R软件对源数据进行数据清洗和整

*基金项目：苏州市重点扶持学科项目（SZFCXK202146）；苏州市“科教兴卫”青年科技项目（KJXW2023056）；放射医学与辐射防护国家重点实验室资助项目（GZK12024023）
1.苏州市疾病预防控制中心（215004）
2.放射医学与辐射防护国家重点实验室（苏州大学）
3.苏州市公共卫生高等研究院
4.北京大学公众健康与重大疫情防控战略研究中心（苏州中心）
5.苏州市医学继续教育中心
6.苏州市卫生健康信息中心
△通信作者：吕阳，E-mail：632510738@qq.com

表1　研究纳入分析的投入指标(标化值)和产出指标(标化值和调整值)

ID	投入指标(标化值)			产出指标(标化值)		产出指标(GLM调整值)	
	实有床位数	执业医护数	卫生总费用	总诊疗人次	出院人数	总诊疗人次	出院人数
1	0. 70646047	0. 74841681	0. 75414606	0. 56257707	0. 59772205	0. 232885400	0. 195616044
2	1. 11475647	1. 08131836	1. 24037854	1. 03107902	1. 01364927	0. 219550361	0. 126683017
3	0. 83234571	0. 72279793	0. 83940948	0. 68027401	0. 60071277	0. 225158185	0. 103813988
4	2. 22850123	2. 62492804	4. 73065164	2. 38706656	3. 90848666	0. 715082547	0. 479467067
5	1. 33487498	1. 27763385	1. 31115705	1. 16160389	1. 39138225	0. 255049970	0. 255494855
6	0. 73045238	1. 16565918	1. 34666097	1. 08303096	1. 19379722	0. 414333478	0. 501814502
7	1. 74490533	1. 48776626	1. 62222423	1. 55468311	1. 84995685	0. 334414323	0. 378368031
8	1. 46552970	1. 37665515	1. 41991489	1. 28173091	1. 96927597	0. 378467361	0. 629799089
9	1. 34715999	1. 92156016	1. 83102786	1. 97124933	1. 55971885	0. 396839446	0. 454085915
10	0. 68290215	0. 68782383	0. 76366452	0. 72859438	0. 72388556	0. 297908785	0. 226629087

理,利用DEAP 2. 1软件进行DEA模型分析,并通过R导出结果数据进行数据的汇总、进一步分析以及可视化处理。在综合评估各区县投入情况的产出效率方面,本研究另外绘制了Porembski图[10-11],就投入指标具备一定相似性的区县的产出情况进行了进一步的评价。本研究另外采用多维尺度变换(multi-dimensional scaling, MDS)将原始的3个投入指标降维成两个数据轴,以便进行数据的可视化处理,构建距离矩阵使用欧几里得距离。Porembski图中的欧几里得距离反映各个区县在几个投入指标方面的接近程度,距离越近表示各个区县在几个投入指标上的投入程度越接近。

3. 研究方法及模型选择

本研究中使用的DEA方法是一种非参数方法,主要用于测量一组具有多个输入和多个输出的同质DMU的相对效率[12]。本研究报告的DMU为苏州市的十个区县。效率的评估指标主要包括三个方面的效率指标:①规模报酬不变模型(the constant returns to scale model, CRS)计算的综合技术效率(technical efficiency, TE),本研究中简单表示为TE_{CRS};②规模报酬可变模型(the variable returns to scale model, VRS)计算的纯技术效率(pure technical efficiency, PTE),本研究中简单表示为TE_{VRS};③规模效率(scale efficiency, SE)为CRS与VRS的比值,本研究中表示为$SE=TE_{CRS}/TE_{VRS}$。DEA通过R 4. 4. 2清洗完成的数据,生成相应的. ins及. dta文件后采用DEAP 2. 1软件进行分析。由于区域间部分基础参数存在一定的差异,本研究另外采用基于log连接函数的广义线性模型(generalized linear model, GLM),对产出指标进行校正。调整的协变量主要包括地区人口数及人均GDP。基本模型为$\log(E[Y|X])=\beta_0+\beta_1\log(X_1)+\beta_2\log(X_2)$,其中$X_1$为地区人口数,$X_2$为人均GDP。利用原始值与拟合的预测估计值的比值($Y/E[Y|X]$)作为输入指标变量纳入DEA分析,具体数值如表1所示。

影响因素分析利用beta回归模型拟合关于TE_{CRS}、TE_{VRS}和SE的效率均值的多因素回归模型,探究调整模型其他因素的情况下,研究因素对卫生服务效率的影响。拟合前为保证效率值落在0~1之间,对各个效率指标进行了相应的转化,转化公式为$Y_{trans}=[Y\times(N-1)+0.5]/N$。beta回归利用R-betareg包中的betareg()函数限定$x_i^T\beta$的下限和上限分别为0和1。基本模型为$Y_{Efficiency}=\beta_0+\beta_1\log(X_1)+\beta_2\log(X_2)+\beta_3\log(X_3)+\beta_4\log(X_4)+\beta_5\log(X_5)$,其中,$X_1$为地区面积,$X_2$为区域GDP,$X_3$为卫生总费用,$X_4$为卫生人力床位比,$X_5$为执业医护比(执业医师数/注册护士数)。采用R 4. 4. 2进行相应的回归分析和可视化处理。

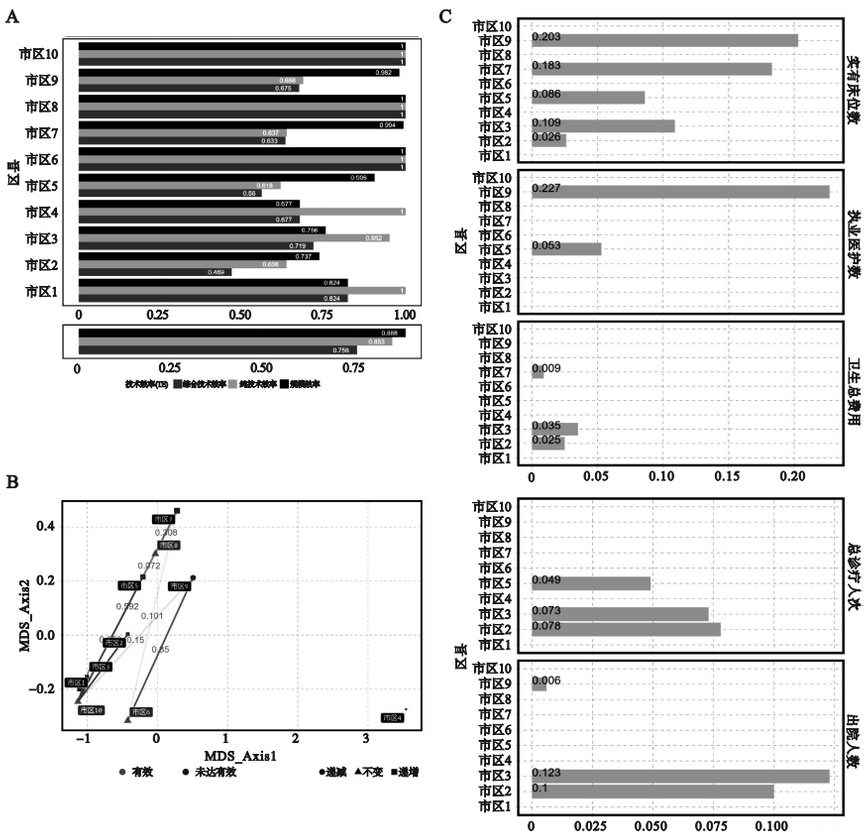
结　果

1. 基于调整输入指标数值的区域卫生效率评价

苏州各区域在人口、经济方面存在一定的差异,产出指标的总诊疗人次和出院人数本身受到区域基本条件的影响,可能是潜在的混杂因素,影响卫生服务的产出。本研究针对输入要素变量额外校正人口和人均GDP两项因素对卫生服务效率进行重新评价,调整相关协变量对输出变量的影响,并评估苏州市区域卫生服务效率的差异,如图1所示。

主要效率估计值结果显示(图1A),除了市区6、8和10的各项卫生服务效率为有效之外,其他区县的卫生服务效率存在不同程度的损失(即数值小于1)。各区域调整人口数和人均GDP后,平均综合服务效率仅有0. 888,纯技术效率为0. 853,而规模效率为0. 756。市区7的规模效率为0. 994,逼近有效值1。市区4的规模效率偏低,约为0. 677。规模效率不足1的区县中,除市区9之外,其余均处于规模报酬递增的状态。

Porembski图结果表明(图1B),除市区5、7和8之外,其他区县的效率估计值主要受到市区6的影响,peer λ值为1。市区4的投入要素及卫生效率有别于其



（A）卫生服务效率汇总结果，黑色为CRS模型计算的综合技术效率，浅灰色为VRS模型计算的纯技术效率，而深灰色为规模效率。（B）Porembski图汇总结果。点及标签颜色反映规模效率有效状态，浅灰色为有效，深灰色为未达有效状态，点与点间的连线反映peer λ的数值，颜色越深表明数值越高。（C）输入及输出松弛变量的汇总。

图1 苏州市2023年区域卫生服务效率DEA分析结果（输入指标校正地区人口数和人均GDP）

他区县。市区5的卫生服务效率估计值受市区10的影响较大（peer λ=0.928）；市区9受市区6的影响较大（peer λ=0.85）；其他如市区7受到市区6/8/10的不同程度影响。

松弛变量结果显示（图1C），输入变量的冗余主要呈现在卫生总费用和床位数方面。十个区县中，有5个区县存在不同程度的床位冗余（inslacks范围在0.026~0.0203，平均为0.061）。卫生总费用方面，有3个区县存在卫生总费用的冗余，主要为市区2、3和7。另外在执业医护人数方面，市区6和市区9存在一定的冗余。输出变量方面，市区2、3和5存在总诊疗人次变量方面的冗余；而市区2、3和9存在出院人数方面的冗余。

2. 影响苏州市区域卫生服务效率的主要因素分析

本研究另外探究了地区面积、GDP、卫生总费用、卫生人力床位比以及执业医护比对区域卫生服务效率均值的影响（表2）。结果显示，在控制其他纳入因素的情况下，区域面积对本研究涉及卫生服务的综合技术效率、纯技术效率以及规模效率均有显著影响（P<0.05），且回归效应估计值为负值，提示区域面积越大，卫生服务效率可能越低。其次，在规模效率方面，除了区域面积之外，区域GDP和执业医护比对卫生服务效率有显著的正向影响（P<0.05）。

讨 论

1. 基本结果概述

本研究主要采用DEA分析方法就苏州市10个板块2023年的整体卫生服务效率进行了初步的研究。该方法已应用于评价国内外卫生资源配置效率[1-2,9]，但针对苏州市范围各个区县的有关卫生资源配置相关研究仍然有所不足。本研究结果发现，在综合卫生服务效率方面，控制人口数和人均GDP的影响后，相比于其他区县，市区6、8和10处于规模效率最优状态。市区4的投入要素与其他区县有显著差异，提示区域间医疗卫生投入要素的不平衡。部分市区的卫生服务效率在较大程度上受到某一个或多个区县的卫生服务效率的影响，这提示在投入要素接近情况下，可能某些区县的卫生服务产出（总诊疗人次和出院人数）低于其他可比的区县（或者产出接近时，投入的要素多于其他相应的区县）。beta回归分析提示，区域面积是影响卫生服务效率的重要因素；同时，区域GDP和执业医护比对苏州市不同区域的规模效率亦有显著影响。

2. 人口及经济对卫生资源区域配置效率的影响

区域人口数和经济状况对卫生资源的配置往往

表2　基于beta回归的卫生服务效率影响因素分析

效率指标	变量	β（95%*CI*）	*SE*	*Z*	*P*	VIF
综合技术效率	（截距）	−2. 58（−15. 27~10. 12）	3. 990	−0. 646	0. 518	
	面积	−0. 79（−1. 85~0. 27）	0. 334	−2. 377	0. 017	1. 457
	GDP	0. 15（−1. 51~1. 81）	0. 521	0. 282	0. 778	2. 212
	卫生总费用	−0. 23（−0. 89~0. 43）	0. 208	−1. 123	0. 261	1. 472
	卫生人力床位比	0. 52（−3. 90~4. 94）	1. 389	0. 373	0. 709	2. 473
	执业医护比	4. 10（−6. 58~14. 79）	3. 357	1. 222	0. 222	1. 699
	（φ）	11. 51（−4. 55~27. 57）	5. 046	2. 281	0. 023	
纯技术效率	（截距）	4. 28（−9. 11~17. 66）	4. 205	1. 017	0. 309	
	面积	−1. 10（−2. 13~−0. 08）	0. 322	−3. 426	<0. 001	1. 431
	GDP	−0. 45（−1. 94~1. 03）	0. 467	−0. 969	0. 332	2. 076
	卫生总费用	−0. 23（−1. 03~0. 56）	0. 250	−0. 928	0. 353	1. 389
	卫生人力床位比	0. 09（−4. 03~4. 21）	1. 293	0. 069	0. 945	2. 57
	执业医护比	−0. 70（−11. 44~10. 04）	3. 375	−0. 207	0. 836	1. 584
	（φ）	16. 23（−7. 12~39. 59）	7. 338	2. 212	0. 027	0
规模效率	（截距）	−4. 89（−10. 19~0. 41）	1. 665	−2. 935	0. 003	0
	面积	−0. 26（−0. 64~0. 11）	0. 119	−2. 216	0. 027	1. 409
	GDP	1. 11（0. 23~1. 99）	0. 276	4. 027	<0. 001	2. 274
	卫生总费用	−0. 03（−0. 27~0. 22）	0. 077	−0. 330	0. 741	1. 731
	卫生人力床位比	0. 08（−2. 09~2. 25）	0. 681	0. 117	0. 907	2. 389
	执业医护比	5. 83（1. 34~10. 32）	1. 410	4. 135	<0. 001	1. 778
	（φ）	115. 86（−49. 37~281. 10）	51. 920	2. 232	0. 026	

注：95%*CI*通过$\beta\pm t_{0.05/2,3}\times SE$计算；VIF，方差膨胀因子。

有显著影响，也是配置医疗资源的重要参考依据。在卫生资源的规划过程中，往往会对人口数较多、经济状况较好的区域进行优质卫生资源的优先配置，如增加三级医疗机构的建设、特需医疗的配置等措施。这点在既往的研究中，多有报道[13]。人口规模较大的区域容易吸纳更多的人口聚集，形成滚雪球效应，增加卫生服务的需求，从而完善卫生资源配置[14]。而较高的人均GDP反映较好的社会经济水平，生活水平的提高能够促进居民对健康的认识，提高居民的健康需求，从而促进卫生服务的效率[14-15]。

区域人口数与人均GDP可能对于卫生服务效率显示出一定的影响（图中未展示）。调整前有6个区县呈现DEA有效状态，而调整后仅有3个区县显示DEA有效。这提示，一部分的区县的门诊量和出院人数可能与本身的人口规模和经济基本情况有关。决策者在制定相应政策的时候，应当排除相关因素的影响。

3. 卫生资源配置效率区域不平衡性及影响因素

调整人口数和人均GDP后，除市区6、8和10之外，其余区县均显示不同程度的规模效率不足。这些区县中绝大多数仍然处于规模报酬递增的状态，提示这些区县有待进一步提高卫生资源的投入，以便提高卫生服务的效率产出。

此外，松弛变量的结果还提示，未达DEA有效的区县多数（5/7）存在床位数的冗余，这说明若达到当前总诊疗人次和出院人数，至少应当减少相应的床位投入才能达到DEA有效状态，提示当前这些区县住院资源的投入存在一定的闲置和利用不足。

beta回归分析揭示区域面积对卫生服务的效率有显著影响，且相关的效应值为负值，提示这些区域面积与卫生服务效率的负向关系。这可能是因为较大区域资源分散，其整体卫生服务难度较大，导致技术效率和规模效率的下降。本研究还提示GDP和执业医护比对规模效率有正向影响。这表明较高的GDP可能有助于提高规模效率，提示较强的整体经济实力可能有助于构建和维持合理规模的运营。而在人力配置方面，适当的医护比例对于达到最优规模能够起到积极作用。

4. 本研究的创新及不足

本研究结合区域内的诊疗人次和出院人数，对苏州市大市范围各区县的卫生服务效率进行了基本评估，并揭示了目前各区县在卫生服务效率方面存在显著不均衡的问题，为后续相关政策的制定提供了初步依据。然而，本研究仍存在一些局限性：首先，本研究采用DEA方法计算DMU的相对效率，其参照体系仅限于苏州市内部的10个区县，未引入外部DMU作为比较基准。因此，研究结果在外推到其他省市或区域时可能存在一定的局限性。其次，由于苏州市市区数量有限，本研究涉及的DMU仅有10个，这可能会影响模型估计的稳定性及统计推断的可靠性。未来研究可考虑扩展样本范围或引入外部数据进行验证，以增强研究结果的稳健性。

（下转第640页）

与反思，构建理论讲授、实验操作与深度反思相结合的闭环教学模式。

问卷调查显示，本科生与研究生均表现出较高满意度，但研究生整体得分高于本科生。两类学生在医学统计学的基础水平、学时安排、课程难度及考试难度方面存在差异：研究生因本科阶段已系统学习该课程，整体基础较好。虽然研究生课程学时为60学时，高于本科生的40学时，而且课程难度和考试难度比本科生高，但是研究生对平台的满意度反而更高，主要原因是研究生对统计学实验设计和数据分析的关注度更高。此结果与我们教学实践观察基本一致：研究生医学统计学课程结束后迅速投入科研，需直接应用统计的理论与方法，因而在课堂纪律、反馈、软件实习、作业及考试等方面表现更积极，学习效果更佳。问卷中“平台运行稳定、响应迅速，操作流畅无卡顿”得分较低，主要因各实验模块作为独立的服务单元，对硬件配置和网络带宽要求较高，低配置设备易导致运行迟缓和卡顿，后续将优化技术架构以提升性能。“锻炼了统计思维与数据分析能力”评分偏低，反映部分实验的设计较为简单，整体实验体系尚不完善，后续将继续优化和丰富。下一步，我们还将拓展高级医学统计学内容，同时，计划将平台全面接入互联网，实现平台的大范围应用，提升使用效率。

参　考　文　献

[1] 尚磊. 医学统计学[M]. 北京：高等教育出版社, 2022.

[2] Merchant Z, Goetz ET, Cifuentes L, et al. Effectiveness of virtual reality-based instruction on students' learning outcomes in K-12 and higher education: A meta-analysis[J]. Computers & Education, 2014,70:29-40.

[3] 王文聪, 孙龙, 周峰, 等. 基于光滑粒子流体动力学算法的虚拟手术血雾仿真模拟方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2025,46(7):1398-1404.

[4] 孙天虹, 王楠. 基于虚拟现实技术的运动游戏治疗脑瘫儿童上肢功能有效性的meta分析[J]. 中国卫生统计, 2025,42(4):574-579.

[5] Zhao J, Xu X, Jiang H, et al. The effectiveness of virtual reality-based technology on anatomy teaching: a meta-analysis of randomized controlled studies[J]. BMC Med Educ, 2020,20(1):127.

[6] Rossman AJ, Chance BL. Using simulation - based inference for learning introductory statistics[J]. WIREs Computational Statistics, 2014,6(4):211-221.

[7] Krause UM, Stark R, Mandl H. The effects of cooperative learning and feedback on e-learning in statistics[J]. Learning and Instruction, 2009,19(2):158-170.

[8] Tintle N, Chance B, Cobb G, et al. Combating Anti-Statistical Thinking Using Simulation-Based Methods Throughout the Undergraduate Curriculum[J]. American Statistician, 2015,69(4):362-370.

[9] 沈思鹏, 蒋涛, 柏建岭, 等. 生物医学数据挖掘课程虚拟仿真教学的实践与思考[J]. 中国卫生统计, 2025,42(5):786-789.

[10] 曾庆, 钟晓妮, 彭斌, 等. 基于Web计算平台的《医学统计学》教学改革实践[J]. 中华医学教育探索杂志, 2016,15(6):633-636.

[11] 潘军, 马登哲, 范秀敏, 等. 基于仿真的虚拟设计中的统计回归与优化研究[J]. 计算机集成制造系统, 2004,10(4):404-409.

[12] 曾芳芳, 陈雯, 张晋昕, 等. 医学统计学虚拟教研室建设的思考与探索[J]. 高校医学教学研究, 2022,12(3):13-16.

[13] 许林勇, 赵晓华, 杨土保, 等. 基于国家精品课程医学统计学网络平台教学改革的探索[J]. 中国现代医学杂志, 2010,20(11):1749-1752.

[14] Paas F, Sweller J. An Evolutionary Upgrade of Cognitive Load Theory: Using the Human Motor System and Collaboration to Support the Learning of Complex Cognitive Tasks[J]. Educational Psychology Review, 2011, 24(1):27-45.

[15] Priambodo AP, Nurhamsyah D, Lai WS, et al. Simulation-based education promoting situation awareness in undergraduate nursing students: A scoping review[J]. Nurse Educ Pract, 2022, 65:103499.

（责任编辑：林美艺）

（上接第636页）

参　考　文　献

[1] 钱芳, 周向红, 唐扣明. 上海区县卫生资源配置效率比较研究[J]. 上海医药, 2014, 35(1): 3.

[2] 范霖杰, 李瑞锋, 张欣雨, 等. 基于DEA法的“十三五”时期我国中医医院卫生资源配置效率评价[J]. 中国医院管理, 2022, 42(10): 39-43.

[3] 连瑜. 随机前沿函数方法在卫生服务效率评估中的应用[J]. 财经界, 2015(15): 173.

[4] 于志慧, 冯宜强. 基于随机前沿分析(SFA)的安徽省绿色金融发展效率研究[J]. 西华大学学报(哲学社会科学版), 2018, 37(4): 70-75.

[5] 马宗庆,陈坤,徐伟锋. 基于Tobit回归模型的脑卒中患者住院费用水平及其影响因素分析[J]. 中国卫生统计,2025,42(5):760-763.

[6] 李望晨. 基于DEA模型的卫生资源配置相对效率评价研究[J]. 中国卫生统计, 2014, 31(2): 3.

[7] 张杰, 唐小芬, 梁秋瑜, 等. 2012—2020年广西乡镇卫生院卫生资源配置效率评价：基于DEA和SFA方法[J]. 卫生软科学, 2022, 36(8): 50-55.

[8] 周丽婷. 江苏省医疗卫生资源配置的效率及其影响因素研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨商业大学, 2022.

[9] 陈天培, 周子琛, 田庆丰. 基于DEA的河南省社区卫生服务中心运行效率分析[J]. 中国卫生事业管理, 2014, 31(2): 97-99.

[10] Porembski M, Breitenstein K, Alpar P. Visualizing Efficiency and Reference Relations in Data Envelopment Analysis with an Application to the Branches of a German Bank [J]. Journal of Productivity Analysis, 2005, 23(2): 203-221.

[11] Proceedings of DEA45: International Conference on Data Envelopment Analysis. Advances in the Theory and Applications of Performance Measurement and Management [M]//Ashkiani S. DEA-Viz: A Software for Visualization of Data Envelopment Analysis Problems. Switzerland: Springer Nature, 2019: 315-325.

[12] Zhang Z, Li J. Big Data Mining for Climate Change [M]. Amsterdam: Elsevier, 2020.

[13] Wu X, Zhang Y, Guo X. Research on the Equity and Influencing Factors of Medical and Health Resources Allocation in the Context of COVID-19: A Case of Taiyuan, China [J]. Healthcare (Basel, Switzerland), 2022, 10(7): 1319.

[14] 夏洁, 夏苏建, 朱穗. 广州市卫生资源配置效率状况及其影响因素[J]. 医学与社会, 2023, 36(12): 14-19.

[15] Liu T, Li J, Chen J, et al. Regional Differences and Influencing Factors of Allocation Efficiency of Rural Public Health Resources in China [J]. Healthcare (Basel, Switzerland), 2020, 8(3): 270.

（责任编辑：郭海强）