## Evaluation of system efficiency using the Monte Carlo DEA: The case of small health areas

使用蒙特卡罗DEA评价系统效率: 以医疗领域为例

European Journal of Operational Research, 2014

Mercedes Torres-Jiménez<sup>a,\*</sup>, Carlos R. García-Alonso<sup>b</sup>, Luis Salvador-Carulla<sup>c</sup>, Vicente Fernández-Rodríguez<sup>d</sup>

a Department of Mathematics and Engineering, Universidad Loyola Andalucia

<sup>&</sup>lt;sup>b</sup> Department of Mathematics and Engineering, Universidad Loyola Andalucia, Escritor Castilla Aguayo, 4. 14004 Córdoba, Spain

<sup>&</sup>lt;sup>c</sup> Brain and Mind Research Institute, and Centre for Disability Research and PolicyFaculty of Health Sciences, University of Sydney, Sydney, Australia

<sup>&</sup>lt;sup>d</sup> Department of Business Organization, Universidad Loyola Andalucia

# 目录

- 1. 问题来源
- 2. 研究内容
- 3. 问题解决效果、创新点
- 4. 启发

## 1 问题来源

效率: 描述资源使用的情况, 衡量投入转换为产出的过程

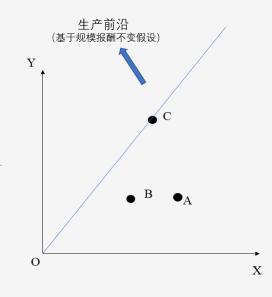
效率评价对象,称为决策单元(DMU, Decision Making Unit,)

• 机场: 员工、成本; 旅客人数、收入

• 银行: 存款、员工; 放款、投资

• 大学: 教职人数、资产; 学生数量、收入

• 区域医疗系统



数据包络分析 (DEA, Data Envelopment Analysis) 是一种效率评价方法,其本质是线性规划。以 (权重\*投入指标) / (权重\*产出指标) 作为效率,总投入最小、总产出最大的决策单元构成生产前沿。

## 1 问题来源

$$egin{align} \max & heta_o = rac{\displaystyle \sum_{r=1}^s \mu_r y_{ro}}{\displaystyle \sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \ s.t & hinspace & \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leqslant 0 \quad (j=1,2,...,n) \ & v_i \geqslant 0 \quad (i=1,2,...,m) \ & \mu_r \geqslant 0 \quad (r=1,2,...,s) \ \end{cases}$$

对每一个决策单元,分别构建线性规划

已知:每个决策单元的投入产出指标值

1.变量:投入权重;产出权重。

2.目标函数: 最大化效率=

(投入权重\*投入指标) / (产出权重\*产出指标)

3.约束:权重的合理性,即这组权重用于其他决策

单元时, 计算的效率在[0,1]之间; 权重非负。

#### 基础模型在复杂系统中应用时, 存在不足:

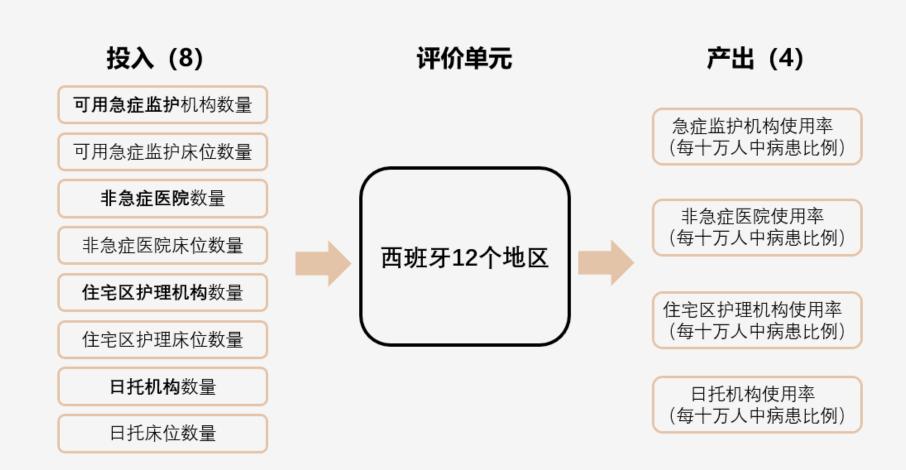
1.指标合理性:投入产出指标的选择、处理是否合理,符合现实含义

2. 指标随机性: 投入产出指标值可能是随机的, 因为它们有些来源于人为评价/预测, 或有缺失、错误值

3.模型区分力:投入产出指标的数量可能远大于被评价单元的数量,导致区分力降低

## 1 问题来源

**研究目的**:设计一种适用于复杂系统(以医疗系统为例)效率评价的方法,包括专家知识和DEA模型两部分,能够考虑上述不足(指标合理性、随机、区分力)。



基础模型在复杂系统中应用时, 存在不足, 本文的解决方法:

- 指标合理性——**把专家知识转化为函数,用于对指标进行标准化处理**
- 指标存在随机性——结合蒙特卡罗模拟,拟合数据特征
- 指标过多,模型区分力不足——**选择低相关的指标,组成多个"场景",多角度评价**

## 方法步骤

- 1. 构建蒙特卡罗DEA模型
- 2. 选择低相关的投入产出指标组成多个场景
- 3. 将专家知识整合入蒙特卡罗DEA模型
- 4. 蒙特卡罗DEA模型中的统计误差估计
- 5. 模型有效性验证

#### (1) 构建蒙特卡罗DEA模型

nsim:仿真次数,n:决策单元个数,nsim<sub>min</sub>:用于计算统计误差的仿真次数最小值,即至少要执行多少次仿真,ste<sub>min</sub>:统计误差最小值,达到后停止程序。

#### 从i从1到nsim:

通过蒙特卡罗仿真随机确定I/O值(专家指定分布)

如果I/O值需要基于专家规则库修正

对相应的I/O进行变换(例如,使用线性单调递减变换)

对每个决策单元 (从1到n):

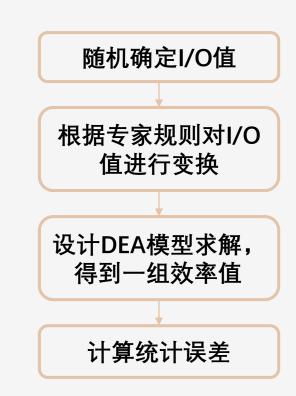
设定相应DEA模型,求解模型,保存结果

如果当前仿真次数>=nsim<sub>min</sub>:

计算统计误差Ste

如果统计误差Ste小于stemin: 程序结束

否则:继续执行循环



#### (2) 选择低相关的投入产出指标组成多个场景

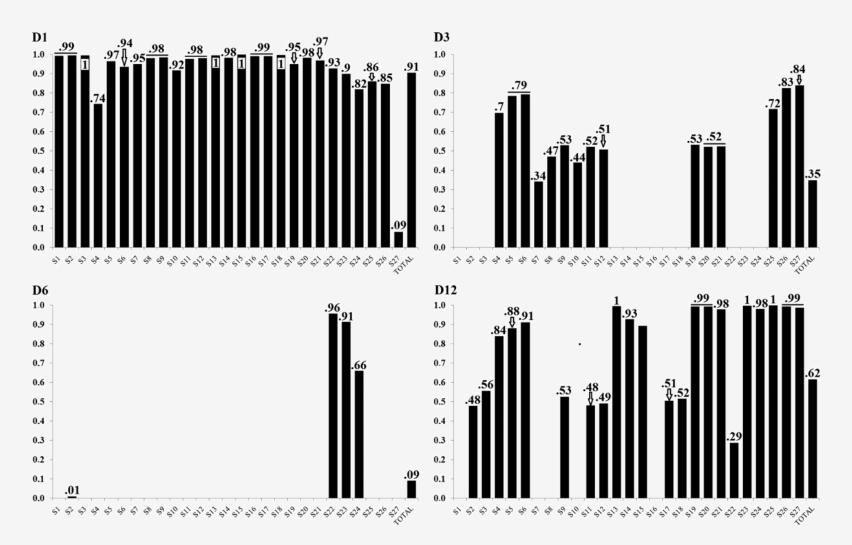
**思路**: 现有投入产出指标是8\*4,从中选择3\*2的子集,称为一个场景,每个场景下可以运用蒙特卡罗 DEA模型计算一次效率。

全排列组合会产生336个场景, 计算量过大, 只考虑指标之间相关性低的场景, 共有27个。

#### 相关性计算:

随机产生数干次12\*8\*4的指标矩阵,任选两个指标,如果**Pearson相关系数大于0.95的仿真次数**超过95%,且**平均相关系数**大于0.9,则认为两个指标高度相关。

#### (2) 选择低相关的投入产出指标组成多个场景



四个DMU的评价结果

横坐标: 27个场景

纵坐标:效率为1的概率

#### (3) 将专家知识整合入蒙特卡罗DEA模型

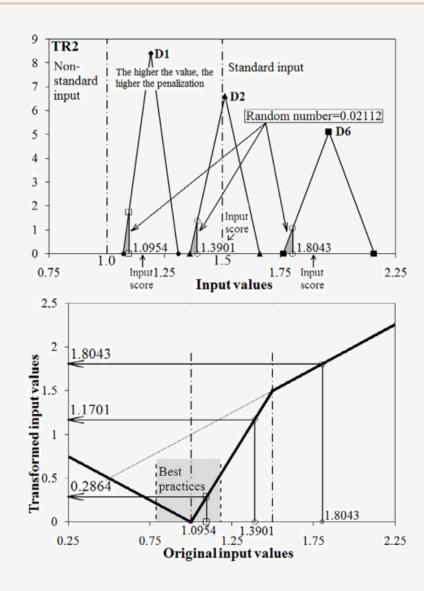
#### 专家知识体现为:

- 为每个指标选择合适的分布形式
- 每个指标的标准化处理方式

例:投入指标"可用急症监护机构数量"拟合为三角函数。这是一个非常规变量,因为卫生规划人员认为接近1的值是非常合适的;但作为投入指标,模型会认为它越小越好。所以需要制定规则,对原始数据进行转换。

$$x_i^{\mathrm{tr}} = x_i^{\mathrm{or}} \otimes f_i$$

标准化指标值=原始指标值\*专家规则函数



#### (4) 蒙特卡罗DEA模型中的统计误差估计

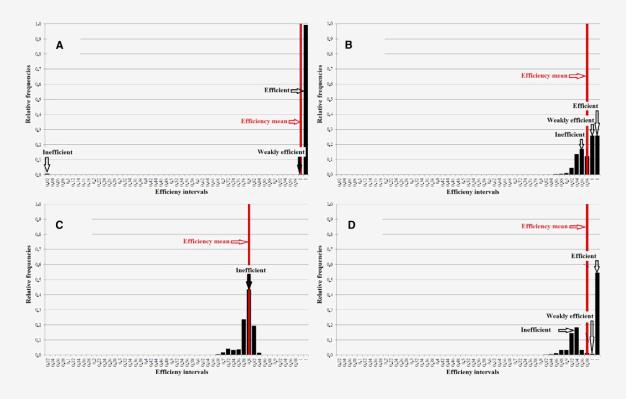
计算统计误差,是为了确定仿真循环的终止条件。由于没有独立同分布假设,所以不能直接估计方差作为统计误差,采用**多次重复方法**(Nakayama, 2008)来计算。

**思路**:不是对一个仿真函数执行多次,而是通过生成不重叠的随机数序列,产生r个 (10≤r≤30) **独立** 同分布的仿真副本,每个执行k次。k需要足够大,才能估计长期运行的情况。对每个副本,可以计算出 k次运行的平均值,共得到r个平均值,再计算r个平均值之间的方差和置信区间。

	Simulation Output			
replication 1	$Y_{1,1}$	$Y_{1,2}$		$\overline{Y_{1,k}}$
replication 2	$Y_{2,1}$	$Y_{2,2}$		$Y_{2,k}$
:	:	:	٠.	:
replication $r$	$Y_{r,1}$	$Y_{r,2}$		$Y_{r,k}$

#### (5) 模型有效性验证

蒙特卡罗DEA模型内部是黑箱,又已经融入了专家知识,没有其他附加信息很难验证效果。 为了验证模型效果,请专家将12个决策单元分为**4组:有效、接近有效、无效和不确定的**。 同时,蒙特卡罗DEA模型计算出了每个决策单元在不同场景下有效的概率,使用k均值聚类,分为4组。



#### 四个DMU的效率分布情况

横轴:效率值,从0到1

纵轴:相对频率

红色: 效率平均值

#### (5) 模型有效性验证

	Global efficiency <sup>a</sup>	Experts <sup>b</sup>	Cluster <sup>c</sup>
D1	0.9060	2	1
D2	0.4068	2	2
D3	0.3487	3	2
D4	0.1612	3	3
D5	0.2920	3	3
D6	0.0902	3	3
D7	0.1488	3	3
D8	0.2597	3	3
D9	0.4451	4	4
D10	0.9888	1	1
D11	0.2832	3	2
D12	0.6163	4	4
Efficiency of the system <sup>f</sup>	0.3956		

#### 专家分组 聚类分组

1=有效 1=有效,全局效率大于0.9

2=接近有效 2=接近无效,全局效率在0.28-0.41

3=无效; 3=无效,全局效率在0.09-0.3

4=不确定 4=略微无效,全局效率在0.43-0.62,方差很大

#### 两种分组大体一致,略有区别(相关系数0.85)

- 专家认为"接近有效"的类别,在聚类分析中实际上是低效的(D1除外)。这组决策单元的效率很低,但专家们无法准确地解释这种情况。
- 专家认为"无效"的类别,在聚类分析中也是"无效"的(除了D3和D11是接近无效)。
- 专家的"不确定"类别在聚类分析中是"略微无效",由于其方差大,这个组也可以称为"不确定"。

所以,专家可以精准识别非常无效的单元,但中间部分的略微无效的单元对他们来说比较复杂。

## 3 问题解决效果、创新点

讨论: DEA模型结果是否有必要与专家分类一致?

尽管专家看法可能有误,在本文的背景中认为其是基本正确的,因此两种分组结果相似是好事。 但也不能忽略差异,因为专家无法像模型一样对所有变量进行排列组合、全局分析,因此模型可能比专 家更好用。融合了专家规则的模型的可用性体现在:

- 决策时并不总是有一个专家小组,模型包含了专家知识
- 决策者可以从与他们观点一致/不同的结果中学习,可以通过变量(1/0)分析一致和不一致的原因,并以随机的方式计算潜在的改进

综上,本文证明了是**可以将专家知识(规则库)与模型结合**的,用于进行复杂系统的效率评价。并且,模型得到的结果可以进一步提高专家知识。

## 4启示

- 1. 在指标过多时,以多个"场景"来分析的思路可以借鉴。
- 讨论了模型结果是否有必要与专家分类一致的问题:大部分论文都相信专家结果正确, 而模型可以补充更多细节。因此模型结论与专家结果一致是好的。
- 3. 没有论述专家选择指标拟合函数的过程,但这部分对结果会有比较大影响