

www.kandooocn.com

فصل اول

www.kandooocn.com

تحلیل پوششی داده ها

www.kandooocn.com

1-1 مقدمه

موضوع تحلیل پوششی داده ها^۱ (DEA) در سال (1978-1979) توسط چارنز - کوپر - رودز^۲ مطرح شد. آنها اساس کار خود را بر روی مقاله فارل^۳ (1957) بنا نهادند. حاصل این تحقیقات مقاله ای به نام CCR شد.

بعد از آن بنکر - چارنز - کوپر^۴ (1984) مقاله BCC را مطرح کردند.

1)Data Envelopment Analysis
3)Farell

2)Charnes , Cooper and Rhodes
4)Banker , Charnes and Cooper

www.kandooocn.com

این دو مقاله پایه بسیاری از مطالعات تحلیل کارآیی شد و این شاخه از علم تحقیق در عملیات به نام تحلیل پوششی داده ها گسترش یافت .

به طوری که امروزه بیش از دو هزار مقاله و گزارش و کتاب در این زمینه ارائه و منتشر شده است .

2-1 واحدهای تصمیم گیرنده¹ (DMU)

هر DMU بوسیله یک بردار ورودی $X \in R^m$ و یک بردار خروجی $Y \in R^s$ مشخص می شود . مولفه های بردار ورودی X ، شاخص های ورودی و مولفه های بردار خروجی Y ، شاخص های خروجی می باشند .

واحدهای تصمیم گیرنده قدرت اجرایی و قدرت تصمیم گیری دارند . اما معمولاً قادر نیستند تشخیص دهند که چه برنامه ای را باید اجرا نمایند . برای این منظور محاسبه اندازه کارآیی DMU ها ، می تواند بسیار مفید و مطلوب باشد .

روش های مختلفی برای محاسبه اندازه گیری کارآیی ارائه شده است که می توان آنها را به دو دسته عمده تقسیم کرد .

روش های پارامتر و روش های غیرپارامتری^۱.

اما این مستلزم تعیین تابع تولید^۲ می باشد که در DEA مهم ترین مسئله می باشد.

1-3 تابع تولید

تابع تولید، تابعی است که بیشترین خروجی ممکن را از ترکیب ورودی ها فراهم می کند.

فرض کنید m ورودی به صورت x_1, \dots, x_m برای تولید یک خروجی به صورت y مصرف، می

شود.

تابع تولید به صورت $y = F(x_1, \dots, x_m)$ در نظر گرفته می شود.

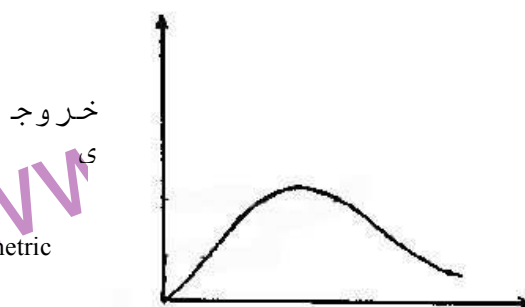
اما این تعریف دو ضعف بزرگ دارد.

1) فقط برای حالت های تک خروجی کاربرد دارد.

2) تعیین ضابطه F .

به همین دلیل این روش کاربرد چندانی ندارد.

در تئوری اقتصاد خرد شکل تابع تولید را به صورت زیر در نظر می گیرند.



1) Parametric And Non-parametric

2) Production Function

www.kandoo.cn.com

شکل (1-1)

www.kandoo.cn.com

ورود
ی

4-1 روش های پارامتری

ایده کار به این صورت است که ، تابعی پیش فرض در نظر گرفته می شود . سپس با استفاده از تکنیک های مناسبی پارامترهای آن تعیین می گردد .

یکی از معروف ترین توابع تولید ، در اقتصاد خود تابع کاب - داگلاس¹ است .

که صورت کلی آن این چنین است :

$$y = A_0 \prod_{i=1}^m x_i^{a_i}$$

x_1, \dots, x_m ورودی ها و A_0 و a_1, \dots, a_m پارامتر هستند که با روش های بهینه سازی تخمین زده

می شوند .

فرض کنید y_j خروجی واحد j ام و x_{ij} ورودی i ام DMU_j باشد .

1)Cobb-Daglas

www.kandoo.cn.com

www.kandoo.cn.com

چون y بیشترین خروجی ممکن است پس :

$$y_j \leq y = A_0 \prod_{i=1}^m x_{ij}^{a_i} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

با لگاریتم گیری از طرفین داریم :

$$\text{Ln} y_j \leq \text{Ln} A_0 + \sum_{i=1}^m a_i \text{Ln} x_{ij} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$\text{Ln} x_{ij} = x'_{ij} \quad \text{و} \quad i = 1, \dots, m \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, m$$

$$\text{Ln} y_j = y'_j \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$\text{Ln} A_0 = a_0$$

در این صورت :

$$y'_j \leq a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x'_{ij} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

هدف کمینه کردن انحراف $y - y_j$ برای تمام واحدها است .

این معادل است با می نیمم نمودن عبارت :

$$a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x'_{ij} - y'_j$$

بنابراین مساله برنامه ریزی خطی زیر مطرح می گردد :

$$\text{Min } \sum_{j=1}^n (a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x'_{ij} - y'_j)$$

$$\text{s.t } a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x'_{ij} - y'_j \geq 0 \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n \quad (1-4-1)$$

$$a_i \geq 0 \quad \text{و} \quad i = 1, \dots, m$$

$$a_0 \geq 0$$

این مسئله همواره جواب شدنی دارد . بعنوان مثال :

$$a_i = 0 \quad \text{و} \quad i = 1, \dots, m$$

$$a_0 = \max_j y'_j$$

یک جواب شدنی مسئله است .

کارائی کاب - داگلاس برای واحد j ام به صورت زیر تعریف می شود :

$$E_j = \frac{y_j}{y_j^*}$$

y_j^* مقدار خروجی بهینه با استفاده از تابع کاب - داگلاس است .

1-4-1 قضیه

ثابت کنید در تابع کاب - داگلاس ، اگر $\sum_{i=1}^m a_i = 1$ در این صورت برای هر $\lambda \geq 0$ ،

$$F(\lambda X) = \lambda F(X)$$

اثبات :

$$F(\lambda x_{1j}, \dots, \lambda x_{mj}) = A_0 \prod_{i=1}^m (\lambda x_{ij})^{a_i} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$= A_0 (\lambda x_{1j})^{a_1} \dots (\lambda x_{mj})^{a_m} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$= A_0 \lambda^{\sum_{i=1}^m a_i} \prod_{i=1}^m x_{ij} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$= \lambda^{\sum_{i=1}^m a_i} A_0 \prod_{i=1}^m x_{ij}^{a_i} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$= \lambda A_0 \prod_{i=1}^m x_{ij}^{a_i} \quad \text{و} \quad j = 1, \dots, n$$

$$= \lambda F(x_{1j}, \dots, x_{mj})$$

5-1 تعریف غالب^۱

معمولاً در بین مشاهدات، ورودی ها با مقادیر کمتر، با مقادیر خروجی ناکمتر و یا خروجی ها با مقادیر بیشتر با مقادیر ورودی نایبتر مطلوب هستند.

دو DMU با m ورودی و s خروجی را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$\begin{bmatrix} -X_2 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_{12} \\ \vdots \\ -x_{m2} \\ y_{12} \\ \vdots \\ y_{s2} \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad \begin{bmatrix} -X_1 \\ Y_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_{11} \\ \vdots \\ -x_{m1} \\ y_{11} \\ \vdots \\ y_{s1} \end{bmatrix}$$

در صورتی که داشته باشیم:

$$\begin{bmatrix} -X_2 \\ Y_2 \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} -X_1 \\ Y_1 \end{bmatrix}$$

و این نامساوی برای لااقل یک مولفه به صورت اکید باشد، در این صورت واحد تصمیم گیرنده اول، واحد تصمیم گیرنده دوم را مغلوب می کند.
و یا واحد دوم، در مقایسه با واحد اول ناکارا است.

1-5-1 تعریف

n ، DMU به صورت $j=1, \dots, n$ و (x_j, y_j) مفروض است.

مجموعه T را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$T = \left\{ \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \mid \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \sum_{j=1}^n \lambda_j \begin{pmatrix} X_j \\ Y_j \end{pmatrix} ; \lambda_j \geq 0 \text{ و } j=1, \dots, n \right\}$$

DMU_k ، کارای نسبی است اگر و فقط اگر نتوان (x,y)ی از T یافت که :

$$\begin{pmatrix} -X \\ Y \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} -X_k \\ Y_k \end{pmatrix}$$

و این نامساوی لاقبل در یک مولفه به صورت اکید باشد .

بنابراین اگر وجود داشته باشد $(X', Y') \in T$ به طوری که :

$$\begin{pmatrix} -X' \\ Y' \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} -X_k \\ Y_k \end{pmatrix}$$

و این نامساوی لاقبل برای یک مولفه به صورت اکید باشد ، در این صورت واحد (X_k, Y_k) در

مقایسه با امکان تولید (X', Y') ناکاراست .

6-1 مجموعه امکان تولید¹ (PPS)

همان طور که گفته شد ، تابع تولید که به روش های پارامتری تعیین می شود دو اشکال عمده

دارد . برای رفع این دو مشکل ، محققین را بر آن داشت تا با استفاده از ورودی ها و خروجی ها

1) Production Possibility Set

مجموعه ای به نام مجموعه امکان تولید فراهم نمایند. به طوری که مرز این مجموعه به عنوان تابع تولید تجربی در نظر گرفته می شود.

هر نقطه واقع در مرز، به صورت ترکیب نامنفی از مشاهدات می باشد.

مجموعه امکان تولید را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$T = \{(X, Y) \mid X \text{ بتواند خروجی } Y \text{ را تولید نماید}\}$$

7-1 مدل های اساسی DEA

زوج بردارهای ورودی و خروجی n ، DMU به صورت $j=1, \dots, n$ (X_j, Y_j) را در نظر

می گیریم.

فرض می کنیم این بردارها نامنفی باشند. و هرکدام لااقل یک مولفه مثبت داشته باشند.

این مطلب را با نماد ریاضی به صورت زیر می نویسیم:

$$X_j \geq 0, \quad X_j \neq 0, \quad j=1, \dots, n$$

$$Y_j \geq 0, \quad Y_j \neq 0, \quad j=1, \dots, n$$

مجموعه امکان تولید را با حرف T نشان می دهیم. و برای ساختن آن، اصول موضوعه زیر را می پذیریم.

1- اصل ناتهی بودن (شمول مشاهدات):

تمامی مشاهدات در T قرار دارد.

$$\forall_j (X_j, Y_j) \in T$$

2- اصل بیکرانی اشعه (بازده به مقیاس ثابت) :

اگر $(X, Y) \in T$ در این صورت برای هر $K \geq 0$ ، $(KX, KY) \in T$

3- اصل امکان پذیری :

برای هر مشاهده $(X, Y) \in T$ ، هر فعالیت نامنفی (\bar{X}, \bar{Y}) که $\bar{X} \geq X$ و $\bar{Y} \leq Y$ ، در این

صورت $(\bar{X}, \bar{Y}) \in T$.

4- اصل تحدب : هر ترکیب محدب مشاهدات متعلق به T است .

بنابراین مجموعه امکان تولید T که در اصول موضوعه فوق صدق می کند ، به صورت زیر بدست می آید :

$$T = \{(X, Y) \mid X \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j , Y \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j , \lambda_j \geq 0 , j = 1, \dots, n\}$$

برای ارزیابی هر DMU ، روشی که بکار می رود به این صورت است که ، فاصله شعاعی بین هر

مشاهده و یک نقطه از مرز را که به صورت ترکیب نامنفی n مشاهده است ، محاسبه می شود .

اما ممکن است تمامی اصول موضوعه فوق به غیر از اصل اول برقرار نباشند . بنابراین در حالت

کلی تحت مفروضات (اصول موضوعه) قابل قبول ، مسئله برنامه ریزی خطی زیر یک مدل

اساسی در ماهیت خروجی است .

$\Lambda(z) \subseteq \mathbb{R}^n$ یک مجموعه از وزن های $\lambda \in \mathbb{R}^n$ است .

$$\text{Max } \theta + \varepsilon(1S^- + 1S^+)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j + S^- = X_k \text{ s.t} \quad (1-1)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j - S^+ = \theta Y_k$$

$$\lambda \in \Lambda(Z)$$

$$S^- \geq 0$$

$$S^+ \geq 0$$

$\varepsilon > 0$ و یک ثابت نا ازشمیدسی است . و $S^+ \in \mathbb{R}^S$ و $S^- \in \mathbb{R}^m$.

مساله (1-1) در ماهیت خروجی ، کمترین فاصله در وضعیت خروجی بین واحد تحت ارزیابی

(X_k, Y_k) و مرز تشکیل یافته به وسیله ترکیب نقاط مشاهده شده با استفاده از مضارب

$\lambda \in \Lambda(z)$ را می دهد .

اگر کاهش ورودی واحد (X_k, Y_k) مد نظر باشد ، در این صورت مسئله (2-1) در ماهیت

ورودی به صورت زیر خواهد بود.

$$\text{min } \phi - \varepsilon(1S^- + 1S^+)$$

$$\text{s.t} \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j + S^- = \phi X_k \quad (2-1)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j - S^+ = Y_k$$

$$\lambda \in \Lambda(z)$$

$$S^- \geq 0$$

$$S^+ \geq 0$$

مجموعه های زیر ، با توجه به شرایط قرار داده شده روی $\Lambda(z)$ و همچنین فرض بازده به مقیاس پیشنهاد شده است .

$$1) \Lambda(\text{CRS}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid \lambda \geq 0\}$$

$$2) \Lambda(\text{VRS}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid 1\lambda = 1, \lambda \geq 0\}$$

$$3) \Lambda(\text{NIRS}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid 1\lambda \leq 1, \lambda \geq 0\}$$

$$4) \Lambda(\text{NDRS}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid 1\lambda \geq 1, \lambda \geq 0\}$$

$$5) \Lambda(\text{FDH}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid 1\lambda = 1, \forall j \lambda_j \in \{0,1\}\}$$

$$6) \Lambda(\text{FRH}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid \forall j \lambda_j \in z_+\}$$

$$7) \Lambda(\text{ERH}) = \{\lambda \in \mathbb{R}^n \mid \forall j \forall k \ j \neq k \ \lambda_j \cdot \lambda_k = 0\}$$

1-7-1 فرم پوششی مدل CCR اساسی در ماهیت خروجی (چارلز و همکاران 1978)

$$\text{Max } \theta + \varepsilon(1S^- + 1S^+)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j + S^- = X_k \quad \text{s.t} \quad (3-1)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j - S^+ = \theta Y_k$$

$$\lambda \in \Lambda(\text{CRS})$$

$$S^- \geq 0$$

$$S^+ \geq 0$$

2-7-1 فرم پوششی مدل BCC اساسی در ماهیت خروجی (بنکر و همکاران 1989)

با حذف اصل تحدب در مدل CCR ، فرم پوششی مدل BCC در ماهیت خروجی برای ارز یابی

k DMU

به صورت زیر حاصل می شود

$$\text{Max } \theta + \varepsilon(1S^- + 1S^+)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j + S^- = X_k \quad \text{s.t} \quad (4-1)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j - S^+ = \theta Y_k$$

$$\lambda \in \Lambda(\text{VRS})$$

$$S^- \geq 0$$

$$S^+ \geq 0$$

PPS این مدل به صورت زیر است :

$$T_V = \{(X, Y) \mid X \geq \sum_{i=1}^n \lambda_i X_i, Y \leq \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, \lambda_j \geq 0, j=1, \dots, n\}$$

3-7-1 قضیه

در مدل های (3-1) و (4-1) ، $\theta^* \geq 1$ ؟

اثبات :

برای مدل (3-1) ، $\theta = 1$ و $\lambda^* = e_k$ و $(0,0)(S^-, S^+)$

یک جواب شدنی است . بنابراین : $\theta^* \geq 1$

عیناً برای مدل (4-1) ثابت می شود .

www.kandoo.cn.com

1-7-4 قضیه

واحد (X_k, Y_k) کارای مدل (3-1) است، اگر و فقط اگر

$$\theta^* = 1 \quad (1)$$

$$(0,0) \in (S^-, S^+) \text{ در هر جواب بهینه.} \quad (2)$$

اثبات:

مدل (3-1) را در نظر بگیرید. فرض کنید $(\theta^*, \lambda^*, S^-, S^+)$ جواب بهینه این مدل و

(X_k, Y_k) کارای این مدل باشد.

ثابت می‌کنیم $\theta^* = 1$ و $(0,0) \in (S^-, S^+)$ در هر جواب بهینه

اثبات به برهان خلف، دو حالت دارد. حالت اول: $\theta^* > 1$ در این حالت:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j^* Y_j > Y_k$$

$$-\sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_j \geq -X_k$$

چون $(\sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_j, \sum_{j=1}^n \lambda_j^* Y_j) \in T_c$ ، بنابراین این متناقض با کارا بودن (X_k, Y_k) است.

حالت دوم: $(0,0) \notin (S^-, S^+)$ و $\theta^* = 1$.

بدون آن که به کلیت استدلال خللی وارد آید فرض می‌کنیم:

www.kandoo.cn.com

$$\exists p ; s_p^{-*} > 0$$

در این صورت :

$$-\sum_{j=1}^n \lambda_j^* x_{ij} \geq -x_{ik} , \quad i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j^* y_{rj} \geq y_{rk} , \quad r = 1, \dots, S$$

به طوری که نامساوی اول در مولفه p ام به صورت اکید است. و این متناقض با کارا بودن

(X_k, Y_k) است .

اثبات عکس:

فرض کنید شرایط 1 و 2 برقرار باشد ثابت می کنیم DMU_k کارای مدل (3-1) است .

اثبات به برهان خلف ، فرض می کنیم چنین نباشد . بنابراین

$$\exists \lambda \geq 0 ; \begin{bmatrix} -\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j \end{bmatrix} \geq \begin{bmatrix} -X_k \\ Y_k \end{bmatrix}$$

و این نامساوی لااقل در یک مولفه اکید است .

بدون آن که به کلیت استدلال خللی وارد آید فرض می کنیم :

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} > y_{rk}$$

در این صورت لازم می آید $s_r^{+*} > 0$. که این متناقض با فرض است .

5-7-1 قضیه

واحد (X_k, Y_k) کارای مدل (4-1) است ، اگر و فقط اگر :

$$(1) \theta^* = 1$$

$$(2) (S^{-*}, S^{+*}) = 0 \text{ در هر جواب بهینه .}$$

اثبات :

مشابه قضیه 4-7-1 می باشد.

8-1 فرم مضربی CCR

مدل CCR بدون ε مفروض است .

min ϕ

$$\text{s.t } \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \phi x_{ik} \quad , \quad i = 1, \dots, m \quad (5-1)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{rk} \quad , \quad r = 1, \dots, s$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad , \quad j = 1, \dots, n$$

$$s_i^- \geq 0 \quad , \quad i = 1, \dots, m$$

$$s_r^+ \geq 0 \quad , \quad r = 1, \dots, s$$

دو آل مدل (5-1) را می نویسیم . (فرم مضربی CCR)

$$\text{max } \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \quad (6-1)$$

$$\text{s.t } - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \leq 0 \quad , \quad j = 1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1$$

$$u_r \geq 0 \quad , \quad r = 1, \dots, s$$

$$v_i \geq 0 \quad , \quad i = 1, \dots, m$$

مشابهاً دو آل مدل BCC بدون ε به صورت زیر است :

$$+ u_0 \text{ max } \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \quad (7-1)$$

$$\text{s.t.} \quad - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} + u_0 \leq 0, \quad j=1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1$$

$$u_r \geq 0, \quad r=1, \dots, s$$

$$v_i \geq 0, \quad r=1, \dots, m$$

1-8-1 تعریف کارایی CCR

DMU_k کارای مدل CCR مضربی است ، اگر و فقط اگر وجود داشته باشد جواب بهینه ای

مانند (V^*, U^*) به طوری که :

$$U^* > 0, \quad V^* > 0 \quad (1)$$

$$U^* Y_k = 1 \quad (2)$$

1-8-2 قضیه

ثابت کنید تعریف فوق و تعریف 1-7-4 معادل هستند .

اثبات :

فرض می کنیم $(\theta^*, \lambda^*, S^{*-}, S^{+*})$ جواب بهینه مدل (1-3) باشد و DMU_k کارای این مدل .

بنابراین :

$$\theta^* = 1 \quad (1)$$

$$(0,0) (S^{-*}, S^{+*}) = (2) \text{ در هر جواب بهینه .}$$

بنابر قضیه مکمل زائد قوی ، جواب بهینه ای مانند (V^*, U^*) برای مدل CCR مضربی یافت می

شود . به طوری که :

$$v_i^* \cdot s_i^{-*} = 0 \quad \& \quad v_i^* + s_i^{+*} > 0 \quad \text{و} \quad i = 1, \dots, m$$

$$u_r^* \cdot s_r^{+*} = 0 \quad \& \quad u_r^* + s_r^{-*} > 0 \quad \text{و} \quad r = 1, \dots, s$$

$$U^* > 0 \quad \text{و} \quad V^* > 0$$

بنابراین نتیجه می شود :

از طرفی بنابر قضیه قوی دو آلتی :

$$\theta^* = U^* Y_k = 1$$

1-8-3 نتیجه

DMU_k کارای مدل BCC مضربی است ، اگر و فقط اگر وجود داشته باشد جواب بهینه ای

مانند (V^*, U^*, u_o^*) به طوری که :

$$U^* > 0, \quad V^* > 0 \quad (1)$$

$$U^* Y_k + u_0^* = 1 \quad (2)$$

اثبات: مشابه قضیه (1-8-2) می باشد

1-8-4 قضیه

شرط لازم و کافی برای آن که DMU_k کارای مدل BCC باشد این است که لااقل یک ابرصفحه تکیه کننده با بردار نرمال مثبت در این نقطه موجود باشد.

اثبات:

فرض کنید DMU_k کارای BCC مضربی باشد. در این صورت وجود دارد جواب بهینه ای مانند (V^*, U^*, u_0^*) به طوری که:

الف) $V^* > 0, \quad U^* > 0$

ب) $-V^* X_j + U^* Y_j + u_0^* \leq 0, \quad j=1, \dots, n$

ج) $\theta^* = U^* Y_k + u_0^* = 1$

د) $V^* X_k = 1$

از (ج) و (د) نتیجه می شود:

$$V^* X_k = U^* Y_k + u_0^*$$

$$-V^* X_k + U^* Y_k + u_0^* = 0$$

اکنون ثابت می کنیم هر نقطه T_V در شرط (ب) صدق می کند .

فرض می کنیم $(X', Y') \in T_V$ در این صورت وجود دارد $\lambda \geq 0$ به طوری که :

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j \leq X'$$

و

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j \geq Y'$$

و

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\forall j \quad -V^* X_j + U^* Y_j + u_0^* \leq 0$$

برای $\lambda_j \geq 0$:

$$\forall j \quad -V^* \lambda_j X_j + U^* \lambda_j Y_j + \lambda_j u_0^* \leq 0$$

$$-V^* \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j + U^* \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j + u_0^* \sum_{j=1}^n \lambda_j \leq 0$$

با توجه به رابطه های (ه) نتیجه می شود که :

$$-V^* X' + U^* Y' + u_0^* \leq 0$$

اثبات عکس :

فرض می کنیم (V^*, U^*, u_0^*) جواب بهینه مدل BCC مضربی باشد به طوری که

(V^*, U^*) بردار نرمال مثبت بوده و :

$$-V^* X_k + U^* Y_k + u_0^* = 0$$

$$-V^* X_j + U^* Y_j + u_0^* \leq 0, \quad j=1, \dots, n$$

$$V^* X_k = 1$$

بنابراین :

$$V^* X_k = U^* Y_k + u_0^* = 1$$

لذا بنا بر نتیجه 1-8-3 DMU_k کارای BCC است .

نتیجه 1-8-5

شرط لازم و کافی برای آن که DMU_k کارای مدل CCR باشد این است که ، لااقل یک

ابرفصحه تکیه کننده با بردار نرمال مثبت در این نقطه موجود باشد .

اثبات : مشابه قضیه (4-8-1) می باشد .

1-8-6 قضیه

ثابت کنید اگر برای DMU_k ،

$$\exists r ; x_{rk} < x_{rj} , j \neq k , j=1, \dots, n$$

در این صورت DMU_k کارای مدل BCC است .

اثبات :

مدل BCC در ماهیت ورودی مفروض است .

min ϕ

$$\text{s.t } \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \phi x_{ik} , i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{rk} , r = 1, \dots, s$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0 , j = 1, \dots, n$$

$$s_i^- \geq 0 , i = 1, \dots, m$$

$$s_r^+ \geq 0, \quad r=1, \dots, s$$

فرض می کنیم $(\phi^*, \lambda^*, S^{-*}, S^{+*})$ جواب بهینه مدل فوق باشد. ثابت می کنیم

$$\phi^* = 1 \quad (1)$$

$$(2) \quad (0, 0) \in (S^{-*}, S^{+*}) \text{ در هر جواب بهینه.}$$

اثبات به برهان خلف، فرض می کنیم چنین نباشد. دو حالت دارد.

حالت اول: $\phi^* < 1$ در این صورت:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_j < X_k$$

وجود دارد $t \neq k$ به طوری که $\lambda_t^* > 0$

در غیر این صورت اگر $\lambda^* = e_k$ نتیجه می شود $X_k < X_k$ که این تناقض است.

از طرفی بنا بر فرض:

$$X_{rk} < X_{r1}$$

⋮

$$X_{rk} < X_{rt}$$

⋮

$$X_{rk} < X_{rn}$$

www.kandooch.com

www.kandooch.com

$$X_{rk} = X_{rk}$$

طرفین روابط فوق را به ترتیب در λ_1^* و ... و λ_t^* و ... و λ_n^* و λ_k^* ضرب می کنیم و سپس

جمع می کنیم :

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_{rk} < \sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_{rj}$$

$$X_{rk} < \sum_{j=1}^n \lambda_j^* X_{rj}$$

که این تناقض است .

حالت دوم : $(0,0) (S^{-*}, S^{+*}) \neq$ مانند حالت اول ثابت می شود .

7-8-1 قضیه

ثابت کنید اگر برای DMU_k ،

$$\exists r ; y_{rk} > y_{rj} , \quad j \neq k , \quad j = 1, \dots, n$$

در این صورت DMU_k کارای مدل BCC است .

اثبات : مشابه قضیه 6-8-1 می باشد .

www.kandooocn.com

9-1 مجموعه مرجع^۱

مدل CCR پوششی (3-1) برای ارزیابی DMU_k مفروض است :

فرض کنید $(\theta^*, \lambda^*, S^-, S^+)$ جواب بهینه باشد . مجموعه مرجع DMU_k به صورت زیر تعریف می شود .

$$E_k = \bigcup_{\lambda^*} \{DMU_j | \lambda_j^* > 0, j=1, \dots, n\}$$

www.kandooocn.com

www.kandooocn.com

1)Reference Set

www.kandooocn.com

www.kandoo.cn.com

www.kandoo.cn.com

فصل دوم

تصمیم گیری چند معیاره (MCDM)

1-2- مسئله برنامه ریزی چند هدفی

در حالت کلی یک مسئله برنامه ریزی چند هدفی به صورت زیر است :

$$\text{Min } (f_1(x), \dots, f_n(x)) \quad (1-1-2)$$

$$\text{s.t } x \in X$$

2-2 تعریف جواب کارا (کارای پاراتو)

جواب $\bar{x} \in X$ را یک جواب کارای (کارای پاراتو) مسئله فوق گویند اگر و فقط اگر نتوان

$x' \in X$ یافت به طوری که :

www.kandoo.cn.com

$$f_i(x') \leq f_i(\bar{x}) \quad i = 1, \dots, n$$

و این نامساوی لااقل در یک مولفه به صورت اکید باشد .

غالباً در بحث MCDM، توابع هدف در تضاد با یکدیگر هستند .

به عبارت دیگر بهینه کردن یک تابع هدف باعث بدتر شدن بقیه می شود .

اگر توابع هدف در تضاد با یکدیگر نباشند، در این صورت با بهینه کردن مجموع توابع هدف به

راحتی می توان جواب بهینه را بدست آورد .

2-3 قضیه

n مساله برنامه ریزی به صورت زیر مفروض است :

$$\text{Min } f_i(x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, n$$

$$\text{s.t } x_i \in S_i \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1-3-2)$$

ثابت کنید n مساله به صورت فوق با مساله برنامه ریزی زیر معادل است :

$$\text{Min } \sum_{i=1}^n f_i(x_i) \quad (2-3-2)$$

$$\text{s.t } (x_1, \dots, x_n) \in S_1 \times \dots \times S_n$$

اثبات :

فرض می کنیم $X_i^* \in S_i$, $i=1, \dots, n$ جواب های بهینه مساله های برنامه ریزی (2-3-1) باشند

در این صورت :

$$(X_1^*, \dots, X_n^*) \in S_1 \times \dots \times S_n$$

یعنی (X_1^*, \dots, X_n^*) جواب شدنی برای مساله (2-3-2) است .

از طرفی بنابر فرض :

$$\forall \bar{X}_i \in S_i , i=1, \dots, n$$

$$f_i^*(X_i^*) \leq f_i^*(\bar{X}_i) , i=1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n f_i^*(X_i^*) \leq \sum_{i=1}^n f_i^*(\bar{X}_i)$$

چون $(\bar{X}_1, \dots, \bar{X}_n) \in S_1 \times \dots \times S_n$ دلخواه است . بنابراین نتیجه می شود که :

(X_1^*, \dots, X_n^*) جواب بهینه (2-3-2) است .

اثبات عکس :

فرض می کنیم $(X_1^*, \dots, X_n^*) \in S_1 \times \dots \times S_n$ جواب بهینه (2-3-2) باشد .

بنابراین $i=1, \dots, n$, $X_i^* \in S_i$. یعنی به ازای هر i , X_i^* جواب شدنی برای

مسئله (2-3-1) است . ثابت می کنیم بهینه است .

فرض می کنیم چنین نباشد یعنی :

$$\exists \bar{X}_i \in S_i, \quad i=1, \dots, n$$

به طوری که :

$$f_i^*(\bar{X}_i) \leq f_i^*(X_i^*), \quad i=1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n f_i^*(\bar{X}_i) \leq \sum_{i=1}^n f_i^*(X_i^*)$$

اما این متناقض با بهینه بودن (X_1^*, \dots, X_n^*) برای مسئله (2-3-2) است .