

Metode DEA untuk Benchmarking Organisasi

Suci Ramadhani *

TRPL, Politeknik Pertanian Negeri
Samarinda, Samarinda, 75131
suciramadhani@politanisamarinda.
ac.id

*Corresponding author

Muslimin B

TRPL, Politeknik Pertanian Negeri
Samarinda, Samarinda, 75131
muslimin@politanisamarinda.ac.id

Eny Maria

TRPL, Politeknik Pertanian Negeri
Samarinda, Samarinda, 75131
enymaria@politanisamarinda.ac.id

Abstrak— Kinerja tiap organisasi perlu dievaluasi secara berkala dalam proses *benchmarking*. Proses *benchmarking* ini diharapkan dapat melakukan perbaikan kinerja tiap organisasi sehingga tiap organisasi yang *inefficient* dapat menjadi *efficient*. Pada dasarnya proses *benchmarking* ini dilakukan dengan mengukur *input* yang diberikan dengan *output* yang dihasilkan dan perbandingan dengan bagian lain yang ada. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Data Envelopment Analysis* (DEA) yang merupakan pendekatan non-parametrik yang berbasis program linear (*linear programming*) yang digunakan untuk mengukur efisiensi relatif dari setiap *Decision Making Unit* yang melibatkan penggunaan *input-input* tertentu untuk menghasilkan *output-output* tertentu. Dikatakan suatu organisasi efisien jika nilai *efficiency* adalah sebesar 1 dan jika lebih kecil dari 1 maka dikatakan tidak efisien. Hasil *benchmarking* diharapkan dapat meningkatkan kinerja organisasi. Melalui penelitian diperoleh hasil bahwa *Data Envelopment Analysis* (DEA) dapat melakukan kegiatan *benchmarking* dengan baik.

Kata Kunci—*Benchmarking*, *Data Envelopment Analysis*, *Linear Programming*, *Decision Making Unit*.

I. PENDAHULUAN

Data Envelopment Analysis (DEA) pertama kali diperkenalkan oleh Charnes, Cooper, dan Rhodes (Benicio & Mello, 2015) yang digunakan untuk mengukur *performance* dari setiap *Decision Making Unit* berdasarkan pada *input* yang diberikan untuk menghasilkan sejumlah *output* tertentu (Ahmadvand & Pishvae, 2018). Keunggulan dari metode DEA adalah tidak memerlukan penggunaan asumsi di dalam proses memberikan penilaian tetapi lebih kepada proses mengukur *multiple input* dan *multiple output* yang ada (Huang et al., 2021). Banyak pihak yang mengaitkan antara DEA dengan proses pengambilan keputusan dengan menggunakan *Multiple Criteria Decision Making* (MCDM) tetapi sesungguhnya terdapat perbedaan yang nyata antara DEA dengan MCDM (Su et al., 2020). Jika MCDM fokus kepada penyusunan peringkat dari setiap alternatif untuk banyak kriteria maka DEA fokus kepada upaya untuk mendapatkan tingkat efisiensi dari setiap alternatif yang dalam hal ini dinyatakan sebagai *Decision Making Unit* (DMU) dengan memandang tiap DMU tersebut sebagai suatu kesatuan (Puri & Verma, 2020).

DEA adalah sebuah teknik pemrograman matematis berdasarkan pada *linier programming* yang digunakan

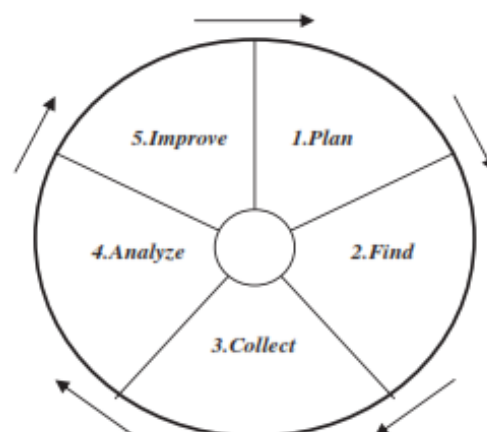
untuk mengevaluasi efisiensi dari suatu unit pengambilan keputusan (unit kerja) yang bertanggung jawab menggunakan sejumlah *input* untuk memperoleh suatu *output* yang ditargetkan. Metode DEA diciptakan sebagai alat evaluasi kinerja suatu aktivitas di sebuah unit entitas (organisasi) yang selanjutnya disebut *Decision Making Unit* (DMU). (Gaol & Negoro, 2017).

Penerapan DEA dapat dilakukan untuk menentukan kinerja suatu organisasi. Di dalam penerapan DEA yang perlu ditentukan adalah *input* yang diberikan dan *output* yang dihasilkan. Dikatakan suatu organisasi efisien jika nilai *efficiency* adalah sebesar 1 dan jika lebih kecil dari 1 maka dikatakan tidak efisien. Hasil *benchmarking* diharapkan dapat meningkatkan kinerja organisasi.

II. STUDI PUSTAKA

A. Benchmarking

Benchmarking adalah proses mengukur dan membandingkan untuk mengidentifikasi cara untuk memperbaiki proses dan memperoleh *performance* yang lebih tinggi. *Benchmarking* juga dapat diartikan sebagai *total quality tool* untuk memfasilitasi perbaikan dari operasi bisnis dan *performance* organisasi. Proses *benchmarking* terdiri-dari 5 (lima) tahapan yaitu: *Plan*, *Find*, *Collect*, *Analyze*, dan *Improve* (Shah et al., 2019). Adapun proses yang ada pada *benchmarking* dapat dilihat pada *benchmarking wheel* seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar. 1. *Benchmarking Wheel*

Ada 5 (lima) kriteria yang menunjukkan bahwa suatu *benchmarking* dilakukan dengan baik yaitu sebagai berikut (Claro & Kamakura, 2017).

1. *Relevant*
Pembaca hasil percaya bahwa *benchmarking* tersebut mencerminkan sesuatu penting.
2. *Repeatable*
Ada keyakinan bahwa proses *benchmarking* bila diulangi akan memberikan hasil yang sama (tidak berubah).
3. *Fair*
Semua sistem dan / atau perangkat lunak yang dibandingkan dapat berpartisipasi secara setara.
4. *Verifiable*
Ada keyakinan bahwa hasil yang didokumentasikan itu nyata.
5. *Economical*
Benchmarking dapat dijalankan oleh siapa saja dengan biaya yang terjangkau.

Proses *benchmarking* merupakan suatu proses pengukuran *performance* yang diharapkan dapat memperbaiki efisiensi di dalam pelaksanaan suatu kegiatan (Ding et al., 2018) dan juga dapat digunakan untuk merumuskan *performance* standar yang dapat mendukung pertumbuhan organisasi (Claro & Kamakura, 2017). Proses *benchmarking* dengan komputer harus memperhatikan 5 (lima) aspek sebagai berikut (Friginal et al., 2016).

1. Sistem di bawah *benchmarking* dan *benchmark target*, yang mana tentukan konteks penggunaan sistem yang sedang dievaluasi dan model target yang dipertimbangkan.
2. Langkah-langkah yang akan digunakan untuk mengkarakterisasi dan membandingkan alternatif yang ada.
3. Profil eksekusi diperlukan untuk parameterisasi dan menjalankan kedua sistem dengan *benchmarking* dan target *benchmark* selama eksperimen.
4. Prosedur eksperimental menentukan bagaimana menjalankan profil eksekusi yang dipilih pada target yang dipertimbangkan dan bagaimana cara melacak aktivitas yang dihasilkan.
5. Proses yang harus diikuti untuk mentransformasikan jejak yang dihasilkan (pengukuran eksperimental) menjadi ukuran tolok ukur yang diharapkan.

B. Efisiensi

Efisiensi merupakan rasio antara output dan input, dan perbandingan antara masukan dan keluaran (Zakari et al., 2022). Menurut Abdullah et al. (Abdullah et al., 2018), ada tiga faktor yang mempengaruhi efisiensi sebagai berikut.

1. *Input* yang sama menghasilkan *output* yang lebih besar.
2. *Input* yang lebih kecil menghasilkan *output* yang sama.
3. *Input* yang besar menghasilkan *output* yang lebih besar.

Mengukur efisiensi untuk sekelompok *Decision Making Unit* (DMUs) merupakan salah satu hasil utama *Data Envelopment Analysis* (DEA) teknik yang diusulkan oleh Charnes, Cooper, dan Rhodes (Benicio & Mello, 2015). Mereka mengukur efisiensi masing-masing DMU dengan membuat seperangkat kemungkinan produksi berdasarkan input yang diamati dan data keluaran yang diamati (Ghiyasi, 2017).

C. Data Envelopment Analysis

DEA adalah sebuah teknik pemrograman matematis berdasarkan pada *linier programming* yang digunakan untuk mengevaluasi efisiensi dari suatu unit pengambilan keputusan (unit kerja) yang bertanggung jawab menggunakan sejumlah *input* untuk memperoleh suatu output yang ditargetkan (Cook et al., 2017). Metode DEA diciptakan sebagai alat evaluasi kinerja suatu aktivitas di sebuah unit entitas (organisasi) yang selanjutnya disebut *Decision Making Unit* (DMU). (Gaol & Negoro, 2017). *Linear programming* untuk DEA dapat dilihat pada Persamaan 1 (Hwang et al., 2016).

$$\begin{aligned}
 \text{Maximize } \beta &= \sum_{r=1}^k u_r y_{rj} \\
 \sum_{i=1}^m w_{id} x_{id}^l - \sum_{r=1}^s u_{rd} y_{rd}^u &\geq 0, j = 1, 2, \dots, n \\
 \sum_{i=1}^m w_{id} x_{id}^u &= 1 \\
 w_{id}, u_{rd} &\geq \epsilon, \forall id, rd
 \end{aligned} \tag{1}$$

Keterangan:

β = Efisiensi *object s*

k = *output object s* yang diamati

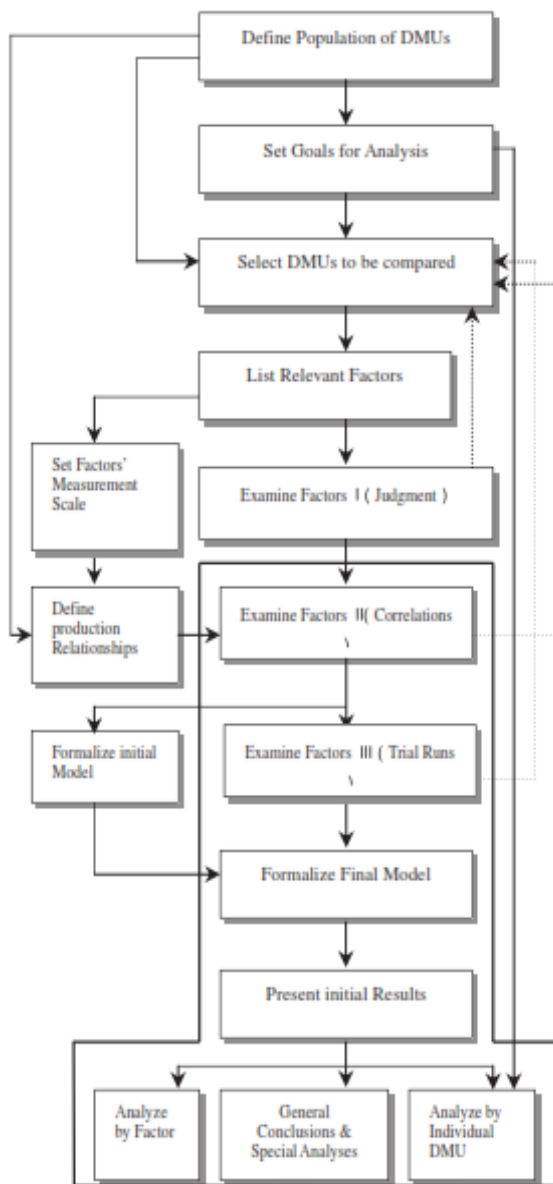
x_{is} = jumlah *output i* yang diproduksi oleh *object s*

y_{js} = jumlah *input i* yang digunakan oleh *object s*

w_i = bobot *output i* yang dihasilkan oleh *object s*

u_j = bobot *input i* yang diberikan oleh *object s*

Adapun tahapan dari DEA dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar. 2. Tahapan DEA

D. Model Pengukuran Efisiensi dengan DEA

Efisiensi pada DEA diukur dengan membandingkan rasio antara *output* dengan *input*nya. Secara matematis hal ini dapat dilihat pada Persamaan 2 (Moutinho et al., 2018).

$$h_s = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{is}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{js}} \quad (2)$$

Di mana:

h_s = Efisiensi *object s*

m = *output object s* yang diamati

n = *input object s* yang diamati

y_{is} = jumlah *output i* yang diproduksi oleh *object s*

x_{js} = jumlah *input i* yang digunakan oleh *object s*

u_i = bobot *output i* yang dihasilkan oleh *object s*

v_j = bobot *input i* yang diberikan oleh *object s*

Model Pengukuran efisiensi relatif pada DEA dapat dibagi menjadi 2 (dua) model sebagai berikut.

1. Model DEA CCR (Benicio & Mello, 2015)
 Asumsi yang digunakan di dalam model ini adalah *Constant Return to Scale* (CRS). Beberapa program linear ditransformasikan ke dalam program *ordinary linear* secara *primal* atau *dual* sebagai berikut.
 Maksimumkan

$$h_s = \sum_{i=1}^m u_i y_{is} \quad (3)$$

Fungsi batasan atau kendala:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{ir} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jr} \leq 0; \quad r = 1, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{js} = 1 \text{ dimana } u_i \text{ dan } v_j \geq 0$$

Efisiensi pada masing-masing objek dihitung menggunakan *linier programming* dengan memaksimalkan jumlah *output* yang dibobot dari objek s . Kendala jumlah *input* yang dibobot harus sama dengan satu untuk objek s , sedangkan kendala untuk semua objek yaitu *output* yang dibobot dikurangi jumlah *input* yang dibobot harus kurang atau sama dengan 0. Hal ini berarti bahwa semua objek akan berada atau di bawah referensi kinerja *frontier* yang merupakan garis lurus yang memotong sumbu *origin*.

2. Model DEA BCC (Brandão et al., 2020)
 Asumsi yang digunakan di dalam model ini adalah *Variable Return to Scale* (VRS). Beberapa program linear ditransformasikan ke dalam program *ordinary linear* secara *primal* atau *dual* sebagai berikut.

$$h_s = \sum_{i=1}^m u_i y_{is} + u_0 \quad (4)$$

Dengan fungsi batasan atau kendala:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{ir} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jr} \leq 0; \quad r = 1, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{js} = 1 \text{ dimana } u_i \text{ dan } v_j \geq 0$$

2.8. Linear Programming dengan Metode CCR

(Cova-Alonso et al., 2021) telah mengemukakan model *linear programming* untuk menghasilkan *bounded interval* seperti yang dapat dilihat pada Persamaan 5 dan 6.

$$\begin{aligned} \text{Maximize } \beta &= \sum_{r=1}^k u_r y_{rj} \\ \sum_{i=1}^m w_{id} x_{id}^l - \sum_{r=1}^s u_{rd} y_{rd}^u &\geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^m w_{id} x_{id}^u &= 1 \\ w_{id}, u_{rd} &\geq \epsilon, \quad \forall_{id}, rd \end{aligned} \quad (5)$$

Pada Persamaan 5, dapat dilihat bahwa DMU berada dalam keadaan *under evaluation* dalam pengertian bahwa *input* yang dikeluarkan masih lebih besar dibandingkan dengan *maximum output* yang dihasilkan. Persamaan ini dapat disempurnakan untuk menghasilkan *output boulder* dengan menggunakan *linear programming* seperti yang dapat dilihat pada Persamaan 6.

$$\text{Maximize } \beta = \sum_{r=1}^k u_r y_{rj}$$

$$\sum_{i=1}^m w_{id}x_{id}^l - \sum_{r=1}^s u_{rd}y_{rd}^u \geq 0, j = 1, 2, \dots, n$$

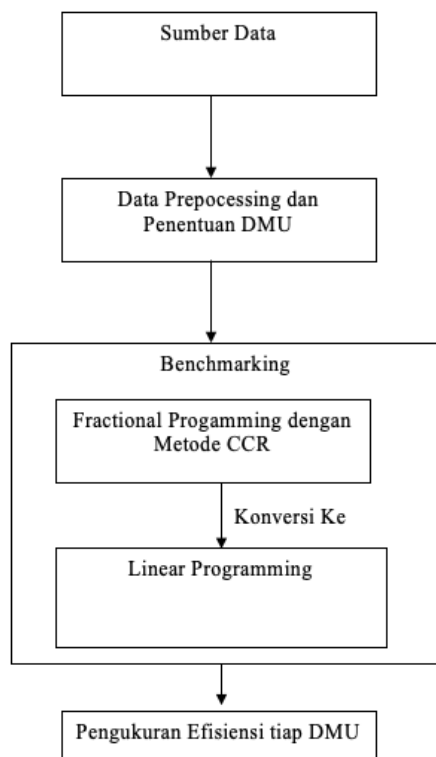
$$\theta_d^l * \sum_{r=1}^s u_{rd}y_{rd}^l - \sum_{i=1}^m w_{id}x_{id}^u = 0$$

$$\sum_{i=1}^m w_{id}x_{id}^u = 1$$

$$w_{id}, u_{rd} \geq \epsilon, \forall_{id}, rd \quad (6)$$

III. METODOLOGI

Adapun tahapan dari metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar. 3. Tahapan Penelitian

Gambar. 3. Tahapan Metode Penelitian

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Di dalam penelitian ini dimisalkan terdapat 8 (delapan) DMU, 2 (dua) *input* dan 2 (dua) *output* untuk masing-masing DMU seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Input* dan *Output* untuk Masing-Masing DMU

DMU	Input		Output	
	Input 1	Input 2	Output 1	Output 23
DMU 1	5	365	2	1791
DMU 2	3	376	4	1701
DMU 3	3	312	3	1797
DMU 4	4	365	4	1791
DMU 5	3	314	3	1781
DMU 6	3	321	3	1624
DMU 7	4	311	5	1612
DMU 8	3	365	4	1765

Maka langkah-langkah di dalam proses *benchmarking* adalah sebagai berikut.

1. Masukkan *input* dan *output* untuk tiap DMU seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.

Table of data

Number of DMUs: Number of Inputs: Number of Outputs: [Create Table](#)

	INPUT	INPUT	OUTPUT	OUTPUT
Names	Input1	Input2	Output1	Output2
DMU1	5.000	365.000	2.000	1791.000
DMU2	3.000	376.000	4.000	1701.000
DMU3	3.000	312.000	3.000	1797.000
DMU4	4.000	365.000	4.000	1791.000
DMU5	3.000	314.000	3.000	1781.000
DMU6	3.000	321.000	3.000	1624.000
DMU7	4.000	311.000	5.000	1612.000
DMU8	5.000	365.000	4.000	1765.000

Gambar. 4. Input dan Output Data untuk Tiap DMU

2. Langkah berikutnya adalah menampilkan hasil yang diperoleh seperti yang dapat dilihat pada Gambar 5.

— Model view

Number of Inputs: 2
 Number of Outputs: 2
 Number of DMUs: 8

Model : BasicRadial
 Return to Scale: CRS
 Orientation:In

— Outputs

Table 1: Efficiency

	Efficiency	
DMU1	0.852	Inefficient
DMU2	1	Weak efficient
DMU3	1	Efficient
DMU4	0.89	Inefficient
DMU5	0.992	Inefficient
DMU6	0.92	Inefficient
DMU7	1	Efficient
DMU8	1	Efficient

Gambar. 5. Efisiensi untuk Tiap DMU

Berdasarkan pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa hanya DMU 3, 7, dan 8 yang efisien.

3. Langkah berikutnya adalah menampilkan saran untuk *input* agar setiap DMU dapat menjadi efisien seperti yang dapat dilihat pada Gambar 6.

	Input1	Input2
DMU1	5 → 2.99	365 → 310.958
DMU2	3 → 3	376 → 365
DMU3	3 → 3	312 → 312
DMU4	4 → 3.56	365 → 324.813
DMU5	3 → 2.975	314 → 310.707
DMU6	3 → 2.76	321 → 295.269
DMU7	4 → 4	311 → 311
DMU8	3 → 3	365 → 365

Gambar. 6. Saran untuk Input Bagi DMU yang Tidak Efisien

Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa hanya DMU 3, 7, dan 8 yang tidak memerlukan pengurangan *input* sedangkan DMU yang lainnya karena tidak efisien maka untuk menjadi efisien harus mengurangi *input* yang ada.

- Langkah berikutnya adalah menampilkan saran untuk *input* agar setiap DMU dapat menjadi efisien seperti yang dapat dilihat pada Gambar 7.

	Output1	Output2
DMU1	2 → 2.99	1791 → 1791
DMU2	4 → 4	1701 → 1765
DMU3	3 → 3	1797 → 1797
DMU4	4 → 4	1791 → 1791
DMU5	3 → 3	1781 → 1781
DMU6	3 → 3	1624 → 1624
DMU7	5 → 5	1612 → 1612
DMU8	4 → 4	1765 → 1765

Gambar. 7. Saran untuk Output Bagi DMU yang Tidak Efisien

Pada Gambar 7 dapat dilihat bahwa hanya DMU 3, 7, dan 8 yang tidak memerlukan penambahan *output* sedangkan DMU yang lainnya karena tidak efisien maka untuk menjadi efisien harus menambah *output*.

V. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari hasil penelitian ini adalah bahwa Metode *Data Envelopment Analysis* (DEA) berhasil di dalam melakukan *benchmarking* organisasi dan hal ini ditunjukkan dengan berhasil diperolehnya efisiensi dari tiap DMU. Adapun Bagi DMU yang tidak efisien yang ditunjukkan dengan nilai efisiensi yang lebih kecil dari 1 maka diharuskan untuk memperhatikan input dan output yang ada dan Bagi DMU yang tidak efisien agar menjadi efisien maka harus mengurangi *input* dan menambah *output*. Adapun saran terkait dengan pengurangan *input* dan penambahan *output* juga berhasil diberikan oleh DEAs sehingga DMU yang tidak efisien dapat menjadi efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, D., Tulus, Suwilo, S., Efendi, S., Hartono, & Erliana, C. I. (2018). A Slack-Based Measures for Improving the Efficiency Performance of Departments in Universitas Malikussaleh. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(2), 491–494. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i2.11253>
- Ahmadvand, S., & Pishvae, M. S. (2018). An efficient method for kidney allocation problem: A credibility-based fuzzy common weights data envelopment analysis approach. *Health Care Management Science*, 21(4), 587–603. <https://doi.org/10.1007/s10729-017-9414-6>
- Benicio, J., & Mello, J. C. S. de. (2015). Productivity Analysis and Variable Returns of Scale: DEA Efficiency Frontier Interpretation. *Procedia Computer Science*, 55, 341–349. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.059>
- Brandão, L. C., Soares de Mello, J. C. C. B., & Del-Vecchio, R. R. (2020). A linear model for smooth DEA BCC frontiers. *Computers & Industrial Engineering*, 140, 106222. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106222>
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1979). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 3(4), 339. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(79\)90229-7](https://doi.org/10.1016/0377-2217(79)90229-7)
- Claro, D. P., & Kamakura, W. A. (2017). Identifying Sales Performance Gaps with Internal Benchmarking. *Journal of Retailing*, 93(4), 401–419. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2017.08.001>
- Cook, W. D., Ruiz, J. L., Sirvent, I., & Zhu, J. (2017). Within-group common benchmarking using DEA. *European Journal of Operational Research*, 256(3), 901–910. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.06.074>
- Cova-Alonso, D. J., Díaz-Hernández, J. J., & Martínez-Budría, E. (2021). A strong efficiency measure for CCR/BCC models. *European Journal of Operational Research*, 291(1), 284–295. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.006>
- Ding, Y., Zhang, Z., Zhang, Q., Lv, W., Yang, Z., & Zhu, N. (2018). Benchmark analysis of electricity consumption for complex campus buildings in China. *Applied Thermal Engineering*, 131, 428–436. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.12.024>
- Friginal, J., Martínez, M., de Andrés, D., & Ruiz, J.-C. (2016). Multi-criteria analysis of measures in benchmarking: Dependability benchmarking as a case study. *Journal of Systems and Software*, 111, 105–118. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2015.08.052>
- Gaol, A. F. L., & Negoro, N. P. (2017). Penerapan Data Envelopment Analysis Dalam Pengukuran Efisiensi Retailer Produk Kendaraan Merek Toyota. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(1), D68–D72. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i1.22309>
- Ghiyasi, M. (2017). Inverse DEA based on cost and revenue efficiency. *Computers & Industrial Engineering*, 114, 258–263. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.024>
- Hwang, S.-N., Lee, H.-S., & Zhu, J. (Eds.). (2016). *Handbook of Operations Analytics Using Data Envelopment Analysis*. Springer US. <http://www.springer.com/la/book/9781489977038>
- Lai, M.-C., Huang, H.-C., & Wang, W.-K. (2011). Designing a knowledge-based system for benchmarking: A DEA approach. *Knowledge-Based Systems*, 24(5), 662–671. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2011.02.006>
- Moutinho, V., Fuinhas, J. A., Marques, A. C., & Santiago, R. (2018). Assessing eco-efficiency through the DEA analysis and decoupling index in the Latin America countries. *Journal of Cleaner Production*, 205, 512–524. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.322>
- Puri, J., & Verma, M. (2020). Integrated data envelopment analysis and multicriteria decision-making ranking approach based on peer-evaluations and subjective preferences: Case study in banking sector. *Data Technologies and Applications*, 54(4), 551–582. <https://doi.org/10.1108/DTA-01-2020-0003>
- Rayeni, M. M., & Saljooghi, F. H. (2010). Benchmarking in the Academic Departments using Data Envelopment Analysis. *American Journal of Applied Sciences*, 7(11), 1464–1469. <https://doi.org/10.3844/ajassp.2010.1464.1469>
- Sinuanay-Stern, Z., Mehrez, A., & Hadad, Y. (2000). An AHP/DEA methodology for ranking decision making units. *International Transactions in Operational Research*, 7(2), 109–124. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2000.tb00189.x>
- Zakari, A., Khan, I., Tan, D., Alvarado, R., & Dagar, V. (2022). Energy efficiency and sustainable development goals (SDGs). *Energy*, 239, 122365. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122365>