



Metode Stochastic Frontier Analysis untuk Mengukur Efisiensi di Sektor Pendidikan

M. Mujiya Ulkhaq

University of Brescia, Italy

Abstrak

Efisiensi menjadi salah satu ukuran performansi pada suatu institusi pendidikan. Secara umum, efisiensi didefinisikan sebagai rasio dari output dan input. Pada sektor pendidikan, efisiensi diartikan sebagai ukuran kinerja suatu entitas pendidikan (siswa, sekolah, universitas, bahkan sistem pendidikan suatu negara) untuk menghasilkan suatu output dengan menggunakan input yang ada. Pada literatur ekonomi pendidikan, terdapat dua metode yang sering digunakan untuk mengukur efisiensi, yaitu *data envelopment analysis* (DEA) dan *stochastic frontier analysis* (SFA). Penelitian ini membahas metode SFA untuk mengukur efisiensi pada sektor pendidikan dan keuntungan yang didapatkan dibanding apabila menggunakan metode DEA. Fungsi produksi yang kerap digunakan untuk mengukur efisiensi juga akan dibahas di sini. Selain itu, penelitian ini juga akan menampilkan variabel-variabel (input dan output) yang digunakan di literatur untuk mengukur efisiensi pada sektor pendidikan. Penelitian ini diharapkan dapat lebih memperkenalkan metode SFA (khususnya pada peneliti di Indonesia) yang mempunyai berbagai keuntungan namun kurang populer dibandingkan dengan metode DEA..

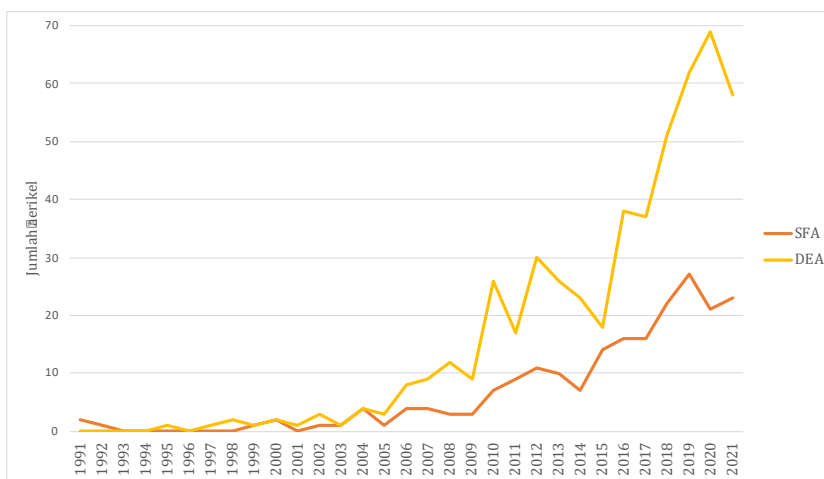
Kata kunci : efisiensi, pendidikan, *stochastic frontier analysis*

PENDAHULUAN

Istilah efisiensi umumnya mengacu pada rasio output terhadap input, dan secara luas digunakan sebagai ukuran evaluasi kinerja (Cooper et al., 2006). Di sektor pendidikan, efisiensi digunakan untuk menggambarkan kemampuan suatu entitas (siswa, sekolah, universitas, atau suatu negara) untuk menghasilkan tingkat output tertentu dengan jumlah input yang tersedia (Agasisti & Gralka, 2019). Output tersebut secara umum berkaitan dengan prestasi yang diperoleh siswa, jumlah lulusan, tingkat kehadiran, dan proporsi siswa yang tidak putus sekolah. Di sisi lain, ada tiga jenis variabel yang masuk dalam kategori input, yaitu (i) karakteristik sekolah, misalnya, ukuran sekolah, jumlah guru; (ii) karakteristik guru, misalnya, tingkat pendidikan, gaji; dan (iii) karakteristik siswa, misalnya, karakteristik sosial ekonomi, motivasi, dan gaya hidup.

Pada literatur ekonomi pendidikan, efisiensi sering kali diukur dengan metode frontier, yang bersifat: (i) non-parametrik, misalnya, *data envelopment analysis* (DEA); dan (ii) parametrik, yaitu, *stochastic frontier analysis* (SFA). Aplikasi DEA cukup banyak digunakan karena fleksibilitas dan kesederhanaannya. DEA dapat menangani berbagai output dan input dengan lebih sederhana dan tidak memerlukan banyak asumsi. Namun, sebagai pendekatan deterministik, DEA mengasumsikan bahwa semua penyimpangan dari *frontier* (atau entitas yang paling efisien) adalah karena inefisiensi. Hal ini berarti DEA tidak membedakan inefisiensi dengan faktor yang lain, seperti misalnya *statistical noise*, sehingga tingkat inefisiensi sering kali *overestimate*. Sebaliknya, dalam metode SFA, kekurangan tersebut dapat dihindari karena SFA membedakan penyimpangan sebagai inefisiensi dan *statistical noise*. Selain itu, sebagai pendekatan parametrik, peneliti dapat mengamati bagaimana pengaruh input terhadap output. Kemampuan SFA untuk menganalisis data panel menambah deretan kelebihan penggunaan SFA dibandingkan dengan DEA.

Dengan beberapa keuntungannya tersebut, namun penelitian pengukuran efisiensi—khususnya pada bidang Pendidikan—dengan menggunakan SFA masih relatif lebih rendah dibandingkan dengan DEA (de Witte & López-Torres, 2017). Penelusuran yang dilakukan oleh penulis dengan menggunakan kata kunci: “efficien* AND (data AND envelopment AND analysis OR dea)” dan “efficien* AND (stochastic AND frontier AND analysis OR sfa)” pada judul, kata kunci, dan abstrak di laman SCOPUS (<https://www.scopus.com/>) pada tanggal 9 Oktober 2021 yang hanya menyaring jenis artikel yang dipublikasikan di jurnal berbahasa Inggris serta dilakukan di ASEAN saja, mengkonfirmasi penemuan dari de Witte & López-Torres (2017) tersebut, lihat Gambar 1.



Gambar 1. Artikel yang membahas SFA dan DEA di negara-negara ASEAN

Oleh karena itu, artikel ini bertujuan untuk lebih memperkenalkan metode SFA untuk pengukuran efisiensi khususnya di bidang pendidikan. Di Indonesia, penelitian dengan menggunakan SFA di bidang pendidikan sangatlah jarang—mungkin penelitian dari Ulkhaq (2021) yang menggunakan SFA untuk mengukur efisiensi sekolah yang disampling pada tes PISA tahun 2018 merupakan satu dari penelitian yang jarang ini.

Artikel ini disusun sebagai berikut. Bagian berikut menyajikan mengenai fungsi produksi yang biasanya digunakan dalam pengukuran efisiensi di sektor pendidikan. Bagian berikutnya menampilkan input dan output yang digunakan pada penelitian analisis efisiensi di sektor pendidikan. Selanjutnya akan diperkenalkan model *stochastic production frontier* (SPF) bersama-sama dengan cara mengestimasi. Kemudian cara memprediksi inefisiensi dan efisiensi akan diberikan setelahnya. Terakhir, bagian kesimpulan akan menutup artikel ini.

FUNGSI PRODUKSI

Dalam SFA, pertama-tama kita harus memilih fungsi produksi¹ yang akan digunakan. Secara teknis, fungsi produksi adalah suatu fungsi matematis dari suatu teknologi (atau entitas) yang mentransformasikan input menjadi output. Fungsi produksi $f(\mathbf{x})$ untuk satu output dapat dituliskan secara matematis sebagai $y = f(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2, \dots, x_N)$, di mana y adalah output dan \mathbf{x} adalah vektor input dengan dimensi N . Suatu fungsi produksi harus memenuhi kondisi sebagai berikut (Chambers, 1988):

1. $f(\mathbf{x})$ adalah berhingga, non-negatif, real-valued, dan bernilai tunggal untuk semua nilai \mathbf{x} yang non-negatif dan berhingga;
2. $f(\mathbf{0}) = 0$, berarti bahwa tidak ada output tanpa input;
3. $f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{x}')$ untuk $\mathbf{x} \geq \mathbf{x}'$ (*monotonicity*);
4. $f(\mathbf{x})$ adalah kontinu dan dapat diturunkan dua kali (*twice-differentiable*) di mana pun;

¹ Selain fungsi produksi, juga terdapat fungsi biaya dan fungsi keuntungan (profit); namun artikel ini hanya membahas mengenai fungsi produksi.

5. Himpunan input $V(y) = \{\mathbf{x} | f(\mathbf{x}) \geq y\}$ adalah himpunan konveks, yang berimplikasi *quasi-concavity* untuk $f(\mathbf{x})$;
6. Himpunan $V(y)$ adalah tertutup dan tak-kosong untuk setiap $y > 0$.

Terdapat dua perspektif, yaitu *output-oriented* dan *input-oriented*. Suatu entitas dikatakan inefisien pada perspektif *output-oriented* apabila ia dapat mencapai tingkat output yang lebih tinggi dengan input yang ada. Sebaliknya, pada perspektif *input-oriented*, suatu entitas dikatakan inefisien apabila ia dapat menghasilkan output yang ada dengan jumlah input yang lebih sedikit. Pada literatur pendidikan, perspektif yang digunakan adalah *output-oriented* karena biasanya peneliti tidak dapat menurunkan jumlah input, hanya dapat menaikkan outputnya.

Terdapat beberapa fungsi produksi yang ada di literatur. Namun di sini hanya akan dibahas dua saja yang sering digunakan, yaitu fungsi produksi Cobb-Douglas (CD) dan translog.

Fungsi produksi Cobb-Douglas

Fungsi produksi CD diberikan sebagai berikut:

$$y = f(\mathbf{x}) = A \prod_{i=1}^N x_i^{\beta_i}, \quad (1)$$

di mana dalam bentuk logaritma akan menjadi:

$$\ln y = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \ln x_i, \quad (2)$$

di mana $\beta_0 = \ln A$. Fungsi CD dengan perspektif *output-oriented* akan menjadi $y = f(\mathbf{x})e^{-u}$, di mana u adalah inefisiensi. Dalam bentuk logaritma akan menjadi $y = \ln y - u$. Fungsi CD dengan perspektif *input-oriented* akan menjadi $y = f(\mathbf{x}e^{-u})$, dan dalam bentuk logaritma akan menjadi:

$$\ln y = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \ln x_i - (\sum_{i=1}^N \beta_i)u. \quad (3)$$

Karena fungsi CD adalah homogen, maka tidak ada perbedaan berarti antara kedua perspektif.

Fungsi produksi translog

Fungsi produksi translog diberikan sebagai berikut (Christensen et al., 1971):

$$\ln y = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \ln x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln x_i \ln x_j, \quad (4)$$

di mana $\beta_{ij} = \beta_{ji}$. Fungsi produksi translog tidak homogen, kecuali ketika $\sum_{j=1}^N \beta_{ij} = 0 \forall i$. Untuk perspektif *output-oriented*, maka hanya tinggal menambahkan $-u$ pada persamaan (4). Untuk perspektif *input-oriented* agak sedikit rumit:

$$\begin{aligned} \ln y &= \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i (\ln x_i - u) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij} (\ln x_i - u) (\ln x_j - u) \\ &= \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \ln x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln x_i \ln x_j - u \sum_{i=1}^N \beta_i + \\ &\frac{1}{2} (\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij}) u^2 - [\sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln x_j)] u. \end{aligned} \quad (5)$$

Jika fungsinya adalah homogen, maka:

$$\ln y = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \ln x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln x_i \ln x_j - u \sum_{i=1}^N \beta_i. \quad (6)$$

INPUT DAN OUTPUT

Variabel yang digunakan sebagai input dalam pengukuran efisiensi pada sektor pendidikan dapat dikategorikan sebagai berikut:

1. Variabel yang berkaitan dengan kondisi psikologis dan tingkah laku siswa:
 - a. Motivasi (Perelman & Santín, 2011; Mainardes et al., 2014).
 - b. Rekan sejawat (Crespo-Cebada et al., 2014; Grosskopf et al., 2014).
 - c. Pencapaian sebelumnya (Podinovski et al., 2014; Cordero-Ferrera et al., 2015).
 - d. *Lifestyle* (Hanushek & Luque, 2003; Kong & Fu, 2012).
2. Variabel demografi siswa:
 - a. Disabilitas (Conroy & Arguea, 2008; Grosskopf et al., 2009).
 - b. Usia, jenis kelamin, status pernikahan (Kong & Fu, 2012; Thieme et al., 2013).
 - c. Bahasa (Kirjavainen, 2012; Mancebón et al., 2012).

- d. Ras atau etnis (Perelman & Santín, 2011; Mancebón et al., 2012).
 - 3. Variabel yang berkaitan dengan keluarga:
 - a. Struktur keluarga (Perelman & Santín, 2011; Kirjavainen, 2012).
 - b. Tingkat pendidikan orang tua (Kong & Fu, 2012; Mancebón et al., 2012).
 - c. Hubungan orang tua dengan siswa (Thieme et al., 2013).
 - d. Barang kepemilikan (termasuk internet) (Aristovnik, 2013; Deutsch et al., 2013).
 - e. Status sosial-ekonomi (Crespo-Cebada et al., 2014; Podinovski et al., 2014).
 - 4. Variabel yang berkaitan dengan institusi pendidikan:
 - a. Tingkat penerimaan (Agasisti, 2011; Thieme et al., 2013).
 - b. Tingkat kehadiran (Chalos & Cherian, 1995).
 - c. Tingkat *drop-out* (Conroy & Arguea, 2008; Mancebón et al., 2012).
 - d. Sumber daya pendidikan yang dimiliki (misalnya buku, komputer) (Thieme et al., 2013; Zoghbi et al., 2013; Crespo-Cebada et al., 2014).
 - e. Jumlah siswa (Crespo-Cebada et al., 2014; Podinovski et al., 2014).
 - f. Biaya yang dikeluarkan (untuk pengajar, riset, dan administrasi) (Duh et al., 2014).
 - g. Jenis kepemilikan instansi (milik pemerintah, swasta) (Agasisti & Johnes, 2015).
 - h. *Tuition fee* (Wolszczak-Derlacz & Parteka, 2011).
 - i. Rasio antara siswa dan pengajar (Zoghbi et al., 2013; Crespo-Cebada et al., 2014).
 - j. Tingkat pendidikan pengajar (Misra et al., 2012; Thieme et al., 2012).
 - k. Gaji pengajar (Haelermans & Blank, 2012; Johnson & Ruggiero, 2014).
 - 5. Variabel yang berkaitan dengan lingkungan atau komunitas sekitar:
 - a. Lokasi (pedesaan atau perkotaan) (Kantabutra & Tang, 2010; Kirjavainen, 2012).
 - b. Persentase populasi dengan tingkat Pendidikan tertentu (Wang, 2003).
 - c. Karakteristik lingkungan (tingkat pengangguran) (Grosskopf et al., 2001; 2014).

Variabel yang digunakan sebagai output dapat dikategorikan sebagai berikut:

- 1. Pencapaian siswa:
 - a. Jumlah lulusan (Podinovski et al., 2014; Agasisti & Johnes, 2015).
 - b. Nilai siswa (Zoghbi et al., 2013; Podinovski et al., 2014; Agasisti & Johnes, 2015).
- 2. Publikasi dan aktivitas riset:
 - a. Jumlah sitasi (Agasisti et al., 2012; de Witte & Hudrlikova, 2013).
 - b. Jumlah paten (de Witte & Rogge, 2010; Kuah & Wong, 2011).
 - c. Jumlah disertasi doktoral (Johnes & Schwarzenberger, 2011; Kuah & Wong, 2011).
 - d. Jumlah publikasi (Duh et al., 2014; Nazarko & Saparauskas, 2014).
 - e. Hibah penelitian (Lee, 2011; Thanassoulis et al., 2011; Duh et al., 2014).

STOCHASTIC PRODUCTION FRONTIER MODEL

Pembahasan dibedakan menjadi dua menurut jenis datanya, yaitu data *cross-section* (terdiri dari beberapa entitas yang diamati dalam satu waktu) dan data panel (terdiri dari beberapa entitas yang diamati dalam beberapa waktu).

Cross sectional data

Aigner et al., (1977) dan Meeusen & van den Broeck (1977) memperkenalkan SPF untuk data *cross-section* sebagai berikut:

$$y_i = f(\mathbf{x}) - u_i + v_i, \quad (7)$$

di mana $f(\mathbf{x})$ adalah fungsi produksi, v_i adalah *statistical noise* dan u_i adalah inefisiensi. Karena SPF mempunyai dua *error*, maka SPF sering disebut sebagai model galat gabungan (*composed error model*) dengan $\square_i = v_i - u_i$. Persamaan (7) dapat diestimasi dengan dua langkah sebagai berikut. Pada langkah pertama, dengan mengasumsikan v_i dan u_i independen terhadap \mathbf{x}_i , maka teknik *ordinary least square* (OLS) dapat digunakan sehingga akan mendapatkan estimator yang konsisten untuk β_i tetapi tidak untuk β_0

karena $E[\varepsilon_i] = -E[\varepsilon_i] \leq 0$. Langkah kedua adalah mengestimasi β_0 dan varians v_i dan u_i dengan menggunakan teknik *maximum likelihood* (ML). Di sini, asumsi distribusi akan digunakan sebagai berikut. Para peneliti sepakat bahwa v_i diasumsikan berdistribusi normal dengan parameter $m = 0$ dan $\sigma^2 = \sigma_u^2$. Namun beberapa peneliti berbeda pendapat mengenai asumsi distribusi dari u_i . Aigner et al. (1977) mengasumsikan u_i berdistribusi *half-normal*, Meeusen & van den Broeck (1977) mengasumsikan u_i berdistribusi eksponensial, Stevenson (1980) dengan distribusi *truncated-normal*, dan Greene (1980a, 1980b, 2003) dengan distribusi gamma. Pada artikel ini hanya dibahas untuk asumsi distribusi *half-normal*.

Probability density function untuk u_i adalah:

$$f(u_i) = \frac{\frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{u_i}{\sigma}\right)}{1 - \Phi(0)} = \frac{2}{\sigma} \phi\left(\frac{u_i}{\sigma}\right) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{u_i^2}{2\sigma^2}\right), \quad (8)$$

di mana $\phi(\cdot)$ dan $\Phi(\cdot)$ adalah *probability density* dan *probability distribution functions* untuk distribusi normal standar. Fungsi log likelihood untuk setiap observasi i adalah:

$$L_i = -\ln\left(\frac{1}{2}\right) - \frac{1}{2} \ln(\sigma_v^2 + \sigma_u^2) + \ln \phi\left(\frac{\varepsilon_i}{\sqrt{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}}\right) + \ln \Phi\left(\frac{\mu_{*i}}{\sigma_*}\right), \quad (9)$$

di mana

$$\mu_{*i} = \frac{-\sigma_u^2 \varepsilon_i}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}, \text{ dan} \quad (10)$$

$$\sigma_* = \frac{\sigma_v^2 \sigma_u^2}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}. \quad (11)$$

Fungsi log-likelihood kemudian dapat secara numerik dimaksimasi untuk mendapatkan estimator. Varians dari u_i dan v_i atau σ_u^2 dan σ_v^2 harus bernilai positif, maka parameterisasi berikut harus dilakukan, yaitu: $\sigma_u^2 = \exp(w_u)$ dan $\sigma_v^2 = \exp(w_v)$, di mana w_u dan w_v adalah *unrestricted constant parameters*.

Inefisiensi dapat diestimasi dengan *JLMS estimator* (Jondrow et al., 1982):

$$E[u_i | \varepsilon_i] = \frac{\sigma_* \phi\left(\frac{\mu_{*i}}{\sigma_*}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu_{*i}}{\sigma_*}\right)} + \mu_{*i}, \quad (12)$$

di mana μ_{*i} dan σ_* didefinisikan pada persamaan (10) dan (11). Kemudian efisiensi dapat diestimasi dengan menggunakan *BC estimator* (Battese & Coelli, 1988) sebagai berikut:

$$E[\exp(-u_i) | \varepsilon_i] = \exp\left(-\mu_{*i} + \frac{1}{2} \sigma_*^2\right) \frac{\Phi\left(\frac{\mu_{*i} - \sigma_*}{\sigma_*}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu_{*i}}{\sigma_*}\right)}. \quad (13)$$

Panel data

Schmidt & Sickles (1984) menyebutkan tiga kesulitan apabila menggunakan data cross-section untuk mengukur efisiensi. Pertama, metode ML yang digunakan untuk mengestimasi parameter dan *JLMS estimator* yang digunakan untuk mengestimasi inefisiensi membutuhkan asumsi distribusi yang kuat. Kedua, inefisiensi harus independen dari variabel independen; asumsi ini tidak mungkin benar apabila entitas berusaha memaksimalkan keuntungan dan inefisiensi diketahui oleh entitas tersebut (lihat Mundlak, 1961). Ketiga, *JLMS estimator* tidak konsisten, dalam arti bahwa $E[u_i | \varepsilon_i]$ tidak pernah mendekati u seiring dengan bertambahnya data. Keterbatasan ini dapat dihindari jika data panel tersedia (Kumbhakar & Lovell, 2003). Selain itu, keuntungan utama dari penggunaan data panel adalah memungkinkan peneliti untuk memperhitungkan heterogenitas yang mungkin ada. Manfaat lain adalah memungkinkan peneliti untuk memeriksa apakah inefisiensi terjadi dalam jangka waktu yang lama (*time-invariant*) atau *time-varying*.

Terdapat beberapa model SPF untuk data panel. Di sini, hanya akan dibahas model terbaru yang diperkenalkan hampir secara bersamaan oleh Kumbhakar et al. (2014), Colombi et al. (2014), dan Tsionas & Kumbhakar (2014), yaitu:

$$y_{it} = f(\mathbf{x}) + t_i - h_i + v_{it} - u_{it}, \quad (14)$$

di mana t_i adalah *random-observation effects*, h_i adalah *persistent-inefficiency*, dan u_{it} adalah *time-varying inefficiency*.

Peneliti mengusulkan beberapa metode untuk mengestimasi persamaan (14). Colombi et al. (2014) yang memperkenalkan bentuk tertutup (*closed form*) dari fungsi likelihood dari *composed error* $t_i - h_i + v_{it} - u_{it}$ mengusulkan metode ML berdasarkan asumsi distribusi pada keempat komponen tersebut. Mereka

berasumsi bahwa setiap komponen berdistribusi secara independen dan juga independen satu sama lain. Filippini & Greene (2016) menggunakan pendekatan *maximum simulated likelihood*, sementara Tsionas & Kumbhakar (2014) mengusulkan solusi Bayesian dalam dua langkah iterasi. Artikel ini akan membahas mengenai metode *multi-steps* yang diusulkan oleh Kumbhakar et al. (2014) sebagai berikut.

Persamaan (14) ditulis kembali menjadi:

$$y_{it} = A + \mathbf{x}_{it}^T \mathbf{b} + B_i + G_{it}, \quad (15)$$

di mana

$$A = b_0 - E(h_i) - E(u_{it}), \quad (16)$$

$$B_i = t_i - h_i + E(h_i), \text{ dan } (17)$$

$$G_{it} = v_{it} - u_{it} + E(u_{it}). \quad (18)$$

Dengan spesifikasi seperti ini, B_i dan G_{it} akan mempunyai mean = 0 dan varians yang konstan. Persamaan (15) menyerupai regresi dengan data panel untuk random effect (RE), sehingga prosedur ini dapat digunakan untuk mengestimasi \mathbf{b} . Prosedur ini juga akan memberikan nilai prediksi untuk B_i dan G_{it} yang dilambangkan dengan \hat{B}_i dan \hat{G}_{it} .

Persamaan (17) dan (18) dapat dipandang sebagai SPF untuk data cross-section (lihat persamaan (7)). *Statistical noise*-nya adalah t_i (untuk persamaan (17)) dan v_{it} (untuk persamaan (18)); sedangkan inefisiensinya adalah h_i (untuk persamaan (17)) dan u_{it} (untuk persamaan (18)). Dengan mengasumsikan t_i mengikuti distribusi normal serta h_i mengikuti distribusi *half-normal*, dan mengabaikan perbedaan antara nilai B_i yang sebenarnya dan yang diprediksi (yang merupakan praktik standar dalam prosedur *two* atau *multi-steps*), persamaan (17) dapat diestimasi dengan menggunakan prosedur yang sudah dijelaskan untuk data cross-section. Prosedur ini akan memberikan nilai prediksi inefisiensi *persistent (time-invariant)*, yang dilambangkan dengan $\hat{\eta}_i$ dengan menggunakan JLMS estimator (Jondrow et al., 1982); kemudian efisiensi *persistent* (PE) dapat diprediksi dengan menggunakan BC estimator (Battese & Coelli, 1988).

Kemudian dengan asumsi v_{it} mengikuti distribusi normal dan u_{it} mengikuti distribusi *half-normal*, dan juga mengabaikan perbedaan antara nilai G_{it} yang sebenarnya dan yang diprediksi, kita dapat mengestimasi persamaan (18) dengan menggunakan teknik seperti pada data cross-section. Dengan menggunakan JLMS estimator (Jondrow et al., 1982) kita dapat memperoleh nilai prediksi inefisiensi *time-varying* yang dilambangkan dengan \hat{u}_{it} . Selanjutnya, efisiensi *time-varying* (TE) dapat diprediksi dengan menerapkan BC estimator (Battese & Coelli, 1988). Efisiensi keseluruhan (OE) diperoleh dari perkalian PE dan TE sebagai berikut:

$$OE = PE \times TE. \quad (19)$$

SIMPULAN

Pada sektor pendidikan, efisiensi menjadi salah satu ukuran performansi (ukuran kinerja lainnya salah satunya adalah efektivitas (Cornali, 2012)). Pada literatur, terdapat dua metode yang sering digunakan untuk mengukur efisiensi, yaitu DEA dan SFA. Meskipun SFA mempunyai beberapa keuntungan dibandingkan DEA, namun metode ini masih kalah populer. Keuntungan yang dimaksud adalah bahwa SFA dapat membedakan inefisiensi yang merupakan penyimpangan (deviasi) dari *frontier* dengan faktor yang lain, misalnya *statistical noise* (hal yang tidak dapat dilakukan DEA). Selain itu, peneliti dapat melihat bagaimana pengaruh input terhadap output. SFA juga dapat digunakan untuk menganalisis data panel, di mana (in)efisiensi dapat diamati apakah merupakan *time-invariant* atau *time-varying*.

Penelitian ini bertujuan untuk membahas sekaligus memperkenalkan metode SFA kepada peneliti khususnya di Indonesia, karena penelitian dengan SFA di sektor pendidikan masih sangat jarang. Dua fungsi produksi yang kerap digunakan untuk mengukur efisiensi (yaitu CD dan translog) dibahas dengan menggunakan dua perspektif: *output-oriented* dan *input-oriented*. Artikel ini juga menampilkan input dan output yang digunakan di literatur untuk mengukur efisiensi pada sektor pendidikan. Selanjutnya, model SPF dibahas berdasarkan data yang digunakan, yaitu data cross-section dan data panel. Untuk data cross-section, estimasi dilakukan dengan dua langkah: menggunakan OLS untuk mengestimasi β_i dan ML untuk mengestimasi β_0 serta σ_u^2 dan σ_v^2 . Untuk data panel, estimasi tiga langkah oleh Kumbhakar et al. (2014) dibahas pada artikel ini. SFA yang menggunakan data panel dapat mengidentifikasi empat error yang mungkin ada, yaitu *random-observation effects*, *persistent-inefficiency*, *time-varying inefficiency*, dan

statistical noise. Sedangkan efisiensi secara keseluruhan dapat diketahui dengan mengalikan *persistent* dengan *time-varying inefficiency*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agasisti, T. (2011). How competition affects schools' performances: Does specification matter? *Economic Letters*, 110(3), 259–261.
- Agasisti, T., & Gralka, S. (2019). The transient and persistent efficiency of Italian and German universities: A stochastic frontier analysis. *Applied Economics*, 51(46), 5012–5030.
- Agasisti, T., & Johnes, G. (2015). Efficiency, costs, rankings and heterogeneity: The case of US higher education. *Studies in Higher Education*, 40(1), 60–82.
- Aigner, D., Lovell, C. A. K., & Schmidt, P. (1977). Formulation and estimation of stochastic frontier production models. *Journal of Econometrics*, 6(1), 21–37.
- Aristovnik, A. (2013). ICT expenditures and education outputs/outcomes in selected developed countries: An assessment of relative efficiency. *Campus-Wide Information Systems*, 30(3), 222–230.
- Battese, G. E., & Coelli, T. J. (1988). Prediction of firm-level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data. *Journal of Econometrics*, 38, 387–399.
- Chalos, P., & Cherian, J. (1995). An application of data envelopment analysis to public sector performance measurement and accountability. *Journal of Accounting and Public Policy*, 14(2), 143–160.
- Chambers, R. G. (1988). *Applied Production Analysis: A Dual Approach*. New York: Cambridge University Press.
- Christensen, L. R., Jorgenson, D. W., & Lau, L. J. (1971). Conjugate duality and transcendental logarithmic function. *Econometrica*, 39, 255–256.
- Colombi, R., Kumbhakar, S. C., Martini, G., & Vittadini, G. (2014). Closed-skew normality in stochastic frontiers with individual effects and long/short-run efficiency. *Journal of Productivity Analysis*, 42(2), 123–136.
- Conroy, S. J., & Arguea, N. M. (2008). An estimation of technical efficiency for Florida public elementary schools. *Economics of Education Review*, 27(6), 655–663.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2006). *Introduction to data envelopment analysis and its uses: with DEA-solver software and references*. Springer Science & Business Media.
- Cordero-Ferrera, J. M., Santín, D., and Sicilia, G. (2015). Testing the accuracy of DEA estimates under endogeneity through a Monte Carlo simulation. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 511–518.
- Cornali, F. (2012). Effectiveness and efficiency of educational measures: evaluation practices, indicators and rhetoric. *Sociology Mind*, 2(3), 255–260.
- Crespo-Cebada, E., Pedraja-Chaparro, F., & Santín, D. (2014). Does school ownership matter? An unbiased efficiency comparison for regions of Spain. *Journal of Productivity Analysis*, 41(1), 153–172.
- De Witte, K., & López-Torres, L. (2017). Efficiency in education: a review of literature and a way forward. *Journal of the Operational Research Society*, 68(4), 339–363.
- De Witte, K., & Rogge, N. (2010). To publish or not to publish? On the aggregation and drivers of research performance. *Scientometrics*, 85(3), 657–680.
- Deutsch, J., Dumas, A., & Silber, J. (2013). Estimating an educational production function for five countries of Latin America on the basis of the PISA data. *Economics of Education Review*, 36, 245–262.
- Duh, R. R., Chen, K. T., Lin, R. C., & Kuo, L. C. (2014). Do internal controls improve operating efficiency of universities? *Annals of Operations Research*, 221(1), 173–195.
- Filippini, M., & Greene, W. H. (2016). Persistent and transient productive inefficiency: A maximum simulated likelihood approach. *Journal of Productivity Analysis*, 45, 187–196.
- Greene, W. H. (1980a). Maximum likelihood estimation of econometric frontier functions. *Journal of Econometrics*, 13, 27–56.
- Greene, W. H. (1980b). On the estimation of a flexible frontier production model. *Journal of Econometrics*, 13, 101–115.
- Greene, W. H. (2003). Simulated likelihood estimation of the normal-gamma stochastic frontier function.

- Journal of Productivity Analysis*, 19, 179–190.
- Grosskopf, S., Hayes, K., & Taylor, L. L. (2009). The relative efficiency of charter schools. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 80(1), 67–87.
- Grosskopf, S., Hayes, K., & Taylor, L. L. (2014). Efficiency in education: Research and implications. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 36(2), 175–210.
- Grosskopf, S., Hayes, K., Taylor, L. L., & Weber, W. L. (2001). On the determinants of school district efficiency: Competition and monitoring. *Journal of Urban Economics*, 49(3), 453–478.
- Haelermans, C., & Blank, J. L. T. (2012). Is a schools' performance related to technical change? A study on the relationship between innovations and secondary school productivity. *Computers & Education*, 59(3), 884–892.
- Hanushek, E. A., & Luque, J. A. (2003). Efficiency and equity in schools around the world. *Economics of Education Review*, 22(5), 481–502.
- Johnes, G., & Schwarzenberger, A. (2011). Differences in cost structure and the evaluation of efficiency: The case of German universities. *Education Economics*, 19(5), 487–499.
- Johnson, A. L., & Ruggiero, J. (2014). Nonparametric measurement of productivity and efficiency in education. *Annals of Operations Research*, 221(1), 197–210.
- Jondrow, J., Lovell, C. K., Materov, I. S., & Schmidt, P. (1982). On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. *Journal of Econometrics*, 19(2-3), 233–238.
- Kantabutra, S., & Tang, J. C. S. (2010). Efficiency analysis of public universities in Thailand. *Tertiary Education and Management*, 16(1), 15–33.
- Kirjavainen, T. (2012). Efficiency of Finnish general upper secondary schools: An application of stochastic frontier analysis with panel data. *Education Economics*, 20(4), 343–364.
- Kong, W.-H., & Fu, T.-T. (2012). Assessing the performance of business colleges in Taiwan using data envelopment analysis and student based value-added performance indicators. *OMEGA, International Journal of Management Science*, 40(5), 541–549.
- Kuah, C. T., & Wong, K. Y. (2011). Efficiency assessment of universities through data envelopment analysis. *Procedia Computer Science*, 3, 499–506.
- Kumbhakar, S. C., & Lovell, C. K. (2003). *Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press.
- Kumbhakar, S. C., Lien, G., & Hardaker, J. B. (2014). Technical efficiency in competing panel data models: A study of Norwegian grain farming. *Journal of Productivity Analysis*, 41(2), 321–337.
- Lee, B. L. (2011). Efficiency of research performance of Australian universities: A reappraisal using a bootstrap truncated regression approach. *Economic Analysis and Policy*, 41(3), 195–203.
- Mainardes, E., Alves, H., & Raposo, M. (2014). Using expectations and satisfaction to measure the frontiers of efficiency in public universities. *Tertiary Education and Management*, 20(4), 339–353.
- Mancebón, M. J., Calero, J., Choi, Á., & Ximénez-de-Embún, D. P. (2012). The efficiency of public and publicly subsidized high schools in Spain: Evidence from PISA–2006. *Journal of the Operational Research Society*, 63(11), 1516–1533.
- Meeusen, W., & van den Broeck, J. (1977). Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error. *International Economic Review*, 18(2), 435–444.
- Misra, K., Grimes, P. W., & Rogers, K. E. (2012). Does competition improve public school efficiency? A spatial analysis. *Economics of Education Review*, 31(6), 1177–1190.
- Mundlak, Y. (1961). Aggregation over time in distributed lag models. *International Economic Review*, 2, 154–163.
- Nazarko, J., & Sapauskas, J. (2014). Application of DEA method in efficiency evaluation of public higher education institutions. *Technological and Economic development of Economy*, 20(1), 25–44.
- Perelman S., & Santín, D. (2011). Measuring educational efficiency at student level with parametric stochastic distance functions: An application to Spanish PISA results. *Education Economics*, 19(1), 29–49.
- Podinovski, V. V., Ismail, I., Bouzdine-Chameeva, T., & Zhang, W. (2014). Combining the assumptions of variable and constant returns to scale in the efficiency evaluation of secondary schools. *European Journal of Operational Research*, 239(2), 504–513.
- Schmidt, P., & Sickles, R. C. (1984). Production frontiers and panel data. *Journal of Business & Economic*

- Statistics*, 2, 367–374.
- Stevenson, R. E. (1980). Likelihood functions for generalized stochastic frontier estimation. *Journal of Econometrics*, 13, 57–66.
- Thanassoulis, E., Kortelainen, M., Johnes, G., & Johnes, J. (2011). Costs and efficiency of higher education institutions in England: A DEA analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 62(7), 1282–1297.
- Thieme, C., Giménez, V., & Prior, D. (2012). A comparative analysis of the efficiency of national education systems. *Asia Pacific Education Review*, 13(1), 1–15.
- Thieme, C., Prior, D., & Tortosa-Ausina, E. (2013). A multilevel decomposition of school performance using robust nonparametric frontier techniques. *Economics of Education Review*, 32(1), 104–121.
- Tsionas, E. G., & Kumbhakar, S. C. (2014). Firm heterogeneity, persistent and transient technical inefficiency: A generalized true random-effects model. *Journal of Applied Econometrics*, 29, 110–132.
- Ulkhaq, M. M. (2021, September 13-16). *Efficiency analysis of Indonesian schools: A stochastic frontier analysis using OECD PISA 2018 data*. 2nd International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Asia Pacific Conference, Surakarta, Indonesia.
- Wang, S. (2003). Adaptive non-parametric efficiency frontier analysis: A neural-network-based model. *Computers & Operations Research*, 30(2), 279–295.
- Wolszczak-Derlacz, J., & Parteka, A. (2011). Efficiency of European public higher education institutions: A two-stage multicountry approach. *Scientometrics*, 89(3), 887–917.
- Zoghbi, A. C., Rocha, F., & Mattos, E. (2013). Education production efficiency: Evidence from Brazilian universities. *Economic Modelling*, 31(1), 94–103.