

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Kajian Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai efisiensi sektor maritim dalam dekade terakhir banyak memanfaatkan pendekatan *Data Envelopment Analysis* (DEA) karena kemampuannya dalam mengevaluasi efisiensi relatif unit operasional dengan *multi-input* dan *multi-output* tanpa memerlukan asumsi fungsi produksi. Delfin-Ortega (2025) menggunakan pendekatan *two-stage* DEA untuk menganalisis efisiensi logistik maritim negara-negara APEC dan menemukan bahwa efisiensi pelabuhan tidak hanya dipengaruhi oleh kapasitas internal, tetapi juga oleh faktor eksternal makroekonomi seperti pertumbuhan ekonomi dan konektivitas regional. Meskipun memberikan kontribusi penting pada level kebijakan regional, studi tersebut berfokus pada pelabuhan sebagai satu kesatuan sistem, bukan pada unit operasional spesifik seperti armada kapal tunda.

Pendekatan *two-stage* DEA juga diterapkan oleh Wang et al. (2022) dalam mengevaluasi efisiensi operasional industri pelabuhan di Vietnam. Studi tersebut menggabungkan DEA dengan analisis lanjutan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi efisiensi pelabuhan dari waktu ke waktu. Namun, variabel yang digunakan masih terbatas pada indikator *throughput* dan kapasitas terminal, sehingga belum merepresentasikan karakteristik teknis kapal yang terlibat langsung dalam operasi pemanduan dan penundaan kapal.

Sejumlah penelitian lain menempatkan DEA sebagai alat evaluasi efisiensi teknis pelabuhan. Matekenya & Siyanda (2025) menganalisis efisiensi pelabuhan di wilayah *Southern African Customs Union* dengan pendekatan DEA dan regresi Tobit, serta menekankan peran infrastruktur dan skala operasi dalam menentukan efisiensi relatif. Sementara itu, Locaitienė & Čiziūnienė (2025) mengkaji efisiensi logistik pelabuhan di kawasan Baltik menggunakan DEA-BCC dan menemukan adanya ketimpangan efisiensi antar pelabuhan akibat perbedaan konektivitas dan kapasitas layanan. Kedua studi tersebut tetap berfokus pada level pelabuhan dan belum mengulas efisiensi armada kapal sebagai penyedia layanan teknis utama.

Dari perspektif metodologis, Zhang et al. (2024) melalui studi tinjauan pustaka menegaskan bahwa sebagian besar penelitian efisiensi pelabuhan masih berorientasi pada terminal dan *throughput*, sementara kajian yang menggabungkan DEA dengan analisis lanjutan (*two-stage*) pada unit layanan spesifik masih sangat terbatas. Hal ini menunjukkan adanya peluang penelitian yang lebih mendalam pada level mikro operasional.

Penelitian yang menilai kinerja operasional pelabuhan berdasarkan data kedatangan dan keberangkatan kapal juga mulai berkembang. Simanjuntak et al. (2024) menggunakan pendekatan DEA untuk mengevaluasi performa pelabuhan dari perspektif waktu layanan kapal. Namun, studi ini belum mengaitkan efisiensi tersebut dengan konsumsi sumber daya teknis kapal pendukung seperti jam operasi mesin dan bahan bakar.

Secara keseluruhan, kajian-kajian terdahulu menunjukkan bahwa meskipun DEA dan *two-stage* DEA telah luas digunakan dalam analisis efisiensi maritim, fokus penelitian masih dominan pada pelabuhan dan terminal, bukan pada armada kapal tunda sebagai unit operasional kunci dalam pelayanan pemanduan dan penundaan kapal. Selain itu, penggunaan parameter teknis kapal seperti jam operasi mesin dan konsumsi bahan bakar sebagai *input* DEA serta jumlah pelayanan penundaan kapal sebagai indikator *output* masih jarang dikaji. Oleh karena itu, penelitian ini mengisi celah tersebut dengan menerapkan pendekatan *two-stage* DEA untuk menganalisis efisiensi operasional armada kapal tunda PT. Jasa Armada Indonesia Tbk di Pelabuhan Tanjung Priok, sekaligus mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi tingkat efisiensi tersebut.

## 2.2. Konsep *Harbour Tug*



**Gambar 2.1 *Harbour Tug* PT. Jasa Armada Indonesia Tbk**  
(Sumber: IPC Marine, 2023)

*Harbour tug* merupakan jenis kapal tunda yang secara khusus dirancang untuk membantu manuver kapal besar di perairan terbatas seperti kolam pelabuhan dan alur pelayaran. Kapal ini memiliki karakteristik utama berupa daya mesin yang besar, kemampuan manuver tinggi, serta sistem propulsi yang memungkinkan gaya dorong optimal saat proses sandar dan lepas sandar kapal. Peran strategis kapal *harbour tug* menjadikannya salah satu komponen vital dalam sistem operasional pelabuhan modern (Pérez-Canosa et al., 2022).

Dalam konteks pelayanan pelabuhan, keberadaan *harbour tug* berpengaruh langsung terhadap kelancaran arus kapal masuk dan keluar. Ketidakseimbangan antara jumlah armada *harbour tug*, kapasitas teknis kapal, dan tingkat permintaan pelayanan dapat menyebabkan peningkatan waktu tunggu kapal (*waiting time*), yang berdampak pada inefisiensi operasional pelabuhan secara keseluruhan (Chu et al., 2024). Oleh karena itu, pengelolaan armada *harbour tug* yang efisien menjadi aspek krusial dalam meningkatkan kinerja pelayanan kepelabuhanan.

Penelitian terkini menunjukkan bahwa efisiensi kapal bantu pelabuhan, termasuk *harbour tug*, belum banyak dikaji secara kuantitatif menggunakan pendekatan efisiensi relatif. Sebagian besar penelitian masih terfokus pada efisiensi terminal atau pelabuhan, sehingga evaluasi khusus terhadap armada *harbour tug* masih menjadi celah penelitian yang signifikan.

### 2.3. Konsep Efisiensi Operasional



**Gambar 2.2 Operasi Pelayanan Penundaan Kapal**  
(Sumber : IPC Marine, 2023)

Efisiensi operasional dapat didefinisikan sebagai kemampuan suatu unit operasional untuk menghasilkan *output* maksimum dengan penggunaan *input* seminimal mungkin (Ariyandi & Purwanti, 2025). Dalam konteks armada kapal tunda, efisiensi operasional berkaitan dengan optimalisasi jam operasi mesin dan konsumsi bahan bakar untuk menghasilkan jumlah pelayanan penundaan kapal yang tinggi. Armada yang efisien mampu memberikan pelayanan maksimal tanpa pemborosan sumber daya operasional (Castillo & Parlikad, 2024).

Pengukuran efisiensi operasional armada kapal menjadi penting mengingat tingginya biaya operasional yang terkait dengan konsumsi energi (Aljahdali et al., 2025). Studi efisiensi di sektor maritim menunjukkan bahwa konsumsi bahan bakar merupakan salah satu komponen biaya terbesar dalam operasional kapal, sehingga pengelolaan energi yang tidak efisien dapat menurunkan daya saing layanan pelabuhan (Sjerić et al., 2024). Oleh karena itu, analisis efisiensi yang berbasis parameter teknis kapal menjadi pendekatan yang relevan dan aplikatif.

### 2.4. Perhitungan Efisiensi Operasional

Perhitungan efisiensi operasional merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana suatu unit usaha mampu memanfaatkan sumber daya yang dimiliki untuk menghasilkan output secara optimal. Dalam berbagai penelitian, beberapa metode telah dikembangkan untuk mengukur tingkat efisiensi, di antaranya *Data Envelopment Analysis* (DEA), *Stochastic Frontier Analysis* (SFA), dan *Malmquist Productivity Index* (MPI). Ketiga metode tersebut memiliki karakteristik, keunggulan, serta keterbatasan yang berbeda dalam penerapannya. Pemilihan metode yang tepat perlu mempertimbangkan karakteristik data, jumlah variabel, serta tujuan penelitian yang dilakukan.

*Data Envelopment Analysis* (DEA) merupakan metode nonparametrik berbasis *linear programming* yang digunakan untuk mengukur efisiensi relatif sejumlah unit pengambilan keputusan (*Decision Making Unit* / DMU) melalui penggunaan berbagai input dan output secara simultan. DEA bekerja dengan membentuk suatu batas efisiensi (*efficiency frontier*) yang berasal dari unit-unit dengan kinerja terbaik, kemudian membandingkan unit lain terhadap batas tersebut untuk menentukan tingkat efisiensinya. Keunggulan DEA terletak pada kemampuannya mengolah banyak input dan banyak output sekaligus tanpa memerlukan asumsi fungsi produksi tertentu. Hal ini menyebabkan DEA banyak digunakan pada penelitian sektor pelabuhan, logistik, dan

transportasi maritim untuk mengevaluasi efisiensi operasional dan menentukan *benchmarking* terhadap unit yang belum mencapai tingkat efisiensi optimal (Krmac & Kaleibar, 2022).

Model DEA *input-oriented* tipe CCR secara umum dinyatakan sebagai berikut:

$$E_o = \frac{\sum_{r=1}^s v_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \dots\dots\dots (2.1)$$

Keterangan :

- |          |                                    |       |                           |
|----------|------------------------------------|-------|---------------------------|
| $E_o$    | = skor efisiensi DMU ke-o          | $V_i$ | = bobot <i>input</i> ke-i |
| $Y_{ro}$ | = <i>output</i> ke-r dari DMU ke-o | $s$   | = jumlah <i>output</i>    |
| $X_{io}$ | = <i>input</i> ke i dari DMU ke-o  | $m$   | = jumlah <i>input</i>     |
| $V_r$    | = bobot <i>output</i> ke-r         |       |                           |

Nilai efisiensi DEA berada pada rentang  $0 < E \leq 1$  . Apabila nilai efisiensi sama dengan 1, maka unit dinyatakan efisien, sedangkan nilai di bawah 1 menunjukkan adanya inefisiensi.

Selain DEA, metode lain yang umum digunakan untuk mengukur efisiensi adalah *Stochastic Frontier Analysis* (SFA). SFA merupakan pendekatan parametrik yang mengukur efisiensi melalui pembentukan fungsi batas produksi (*production frontier*) dengan memasukkan dua komponen penyimpangan, yaitu kesalahan acak (*random error*) dan inefisiensi teknis. Metode ini memiliki kelebihan dalam membedakan ketidakefisienan yang berasal dari proses operasional dengan pengaruh eksternal yang tidak dapat dikendalikan, seperti kondisi cuaca, fluktuasi pasar, atau gangguan operasional lainnya. Oleh karena itu, metode SFA banyak digunakan dalam penelitian efisiensi pelabuhan dan terminal peti kemas yang memiliki tingkat ketidakpastian tinggi. Akan tetapi, penggunaan metode ini mensyaratkan adanya penentuan bentuk fungsi produksi seperti *Cobb–Douglas* atau *Translog*, sehingga hasil estimasi dapat dipengaruhi oleh asumsi model yang dipilih (Makiela & Mazur, 2022).

Model umum SFA dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_i = f(X_i; \beta) e^{(v_i - u_i)} \dots\dots\dots (2.2)$$

Keterangan :

- |         |                             |       |                               |
|---------|-----------------------------|-------|-------------------------------|
| $Y_i$   | = <i>output</i> unit ke-i   | $V_i$ | = komponen kesalahan acak     |
| $X_i$   | = <i>input</i> unit ke-i    | $U_i$ | = komponen inefisiensi teknis |
| $\beta$ | = parameter fungsi produksi | $\ln$ | = logaritma natural           |

Semakin kecil nilai  $U_i$  , maka semakin tinggi tingkat efisiensi suatu unit.

Metode lain yang sering digunakan adalah *Malmquist Productivity Index* (MPI). MPI merupakan metode yang digunakan untuk mengukur perubahan produktivitas suatu unit antarperiode waktu dengan mempertimbangkan perubahan efisiensi dan perubahan teknologi secara bersamaan. Metode ini banyak digunakan pada sektor transportasi dan maritim untuk mengevaluasi perkembangan produktivitas operasional dari waktu ke waktu. MPI sering dikombinasikan dengan DEA untuk mengukur efisiensi dinamis pada data panel karena mampu menunjukkan apakah perubahan produktivitas terjadi akibat peningkatan efisiensi atau akibat perubahan teknologi yang digunakan (Danladi et al., 2025).

Rumus umum MPI dinyatakan sebagai berikut:

$$MPI = \left[ \frac{D_t(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_t(x_t, y_t)} \times \frac{D_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})}{D_{t+1}(x_t, y_t)} \right]^{1/2} \dots\dots\dots (2.3)$$

Keterangan :

- |           |                                  |           |                                  |
|-----------|----------------------------------|-----------|----------------------------------|
| MPI       | = indeks produktivitas Malmquist | $Y_t$     | = <i>output</i> pada periode t   |
| $D_t$     | = fungsi jarak pada periode t    | $X_{t+1}$ | = <i>input</i> pada periode t+1  |
| $D_{t+1}$ | = fungsi jarak pada periode t+1  | $Y_{t+1}$ | = <i>output</i> pada periode t+1 |
| $X_t$     | = <i>input</i> pada periode t    |           |                                  |

Interpretasi nilai MPI adalah:

- MPI > 1 menunjukkan produktivitas meningkat
- MPI = 1 menunjukkan produktivitas tetap
- MPI < 1 menunjukkan produktivitas menurun

Berdasarkan karakteristik masing-masing metode, *Data Envelopment Analysis* (DEA) dipilih dalam penelitian ini karena dinilai paling sesuai untuk menganalisis efisiensi operasional kapal tunda. Operasional kapal tunda melibatkan berbagai variabel *input*, seperti konsumsi bahan bakar, jumlah awak kapal, daya mesin, biaya operasional, dan jam kerja kapal, serta berbagai variabel *output* seperti jumlah pelayanan kapal, jumlah perjalanan, waktu pelayanan, dan pendapatan operasional. DEA mampu mengolah berbagai variabel tersebut secara simultan tanpa perlu menyamakan satuan pengukuran. Selain itu, hubungan antara *input* dan *output* dalam operasional kapal tunda cenderung kompleks dan tidak selalu mengikuti bentuk matematis tertentu, sehingga metode parametrik seperti SFA berpotensi menghasilkan estimasi yang bias apabila fungsi produksi yang dipilih tidak sesuai. DEA juga memiliki kemampuan mengidentifikasi unit yang berada pada *efficiency frontier* dan menentukan *benchmark* bagi unit yang belum efisien sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan kinerja operasional kapal tunda. Dengan karakteristik tersebut, DEA dianggap memiliki tingkat fleksibilitas dan kemampuan analisis yang lebih sesuai dibandingkan metode lain dalam penelitian efisiensi operasional pada sektor maritim (Krmac & Kaleibar, 2022).

## 2.5. *Data Envelopment Analysis* (DEA)

*Data Envelopment Analysis* (DEA) adalah metode non-parametrik dalam *operations research* yang digunakan untuk mengevaluasi efisiensi relatif unit-unit pengambilan keputusan (*decision making units / DMUs*) berdasarkan sejumlah *input* dan *output* yang dimiliki.

Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Charnes, Cooper, dan Rhodes, dan telah berkembang menjadi alat penting dalam mengukur efisiensi teknis, efisiensi murni, dan efisiensi skala dengan membandingkan kinerja tiap DMU terhadap *frontier* efisiensi terbaik (Čiković et al., 2025).

Dalam aplikasinya, DEA menyediakan dua orientasi utama yaitu:

### 1. *Input-Oriented*

Orientasi *input* dalam metode DEA bertujuan untuk mengukur seberapa besar input dapat dikurangi secara proporsional tanpa menurunkan tingkat *output* yang dihasilkan. Model *input-oriented* sangat sesuai digunakan ketika unit yang dianalisis memiliki kontrol yang lebih besar terhadap penggunaan *input*

dibandingkan dengan *output* yang dihasilkan (Petrović et al., 2025). Dalam konteks operasional, orientasi ini menilai apakah suatu unit dapat mencapai tingkat *output* yang sama dengan penggunaan sumber daya yang lebih sedikit.

Dalam penelitian efisiensi operasional armada *harbour tug*, orientasi *input* digunakan untuk mengevaluasi apakah jam operasi dan konsumsi bahan bakar dapat dioptimalkan tanpa mengurangi jumlah pelayanan penundaan kapal. Pendekatan ini relevan bagi perusahaan jasa pemanduan dan penundaan karena biaya operasional sebagian besar berasal dari penggunaan *input* teknis tersebut. Oleh karena itu, *input-oriented* DEA sering digunakan sebagai dasar perumusan strategi penghematan biaya dan optimalisasi sumber daya operasional.

## 2. *Output-Oriented*

Orientasi *output* dalam DEA bertujuan untuk mengukur sejauh mana output dapat ditingkatkan secara proporsional dengan tingkat *input* yang tetap. Pendekatan ini berfokus pada kemampuan unit dalam memaksimalkan hasil atau layanan yang diberikan dari sumber daya yang telah tersedia. Model *output-oriented* cocok digunakan ketika unit yang dianalisis relatif sulit untuk mengurangi *input*, namun memiliki peluang untuk meningkatkan produktivitas atau volume layanan (Mergoni et al., 2025).

Dalam konteks armada *harbour tug*, orientasi *output* digunakan untuk menilai sejauh mana armada yang ada mampu meningkatkan jumlah pelayanan penundaan kapal tanpa menambah jam operasi mesin atau bahan bakar. Pendekatan ini bermanfaat untuk mengevaluasi kinerja pelayanan dan produktivitas armada *harbour tug*, khususnya dalam kondisi keterbatasan sumber daya atau peningkatan permintaan jasa pemanduan dan penundaan di pelabuhan.

Dalam pengaplikasian orientasi DEA, terdapat dua model yang bisa digunakan yaitu:

### 1. Model CCR (Charnes, Cooper, dan Rhodes)

Model CCR merupakan model DEA yang mengasumsikan *Constant Return to Scale* (CRS), yaitu kondisi di mana perubahan *input* akan menghasilkan perubahan *output* dalam proporsi yang sama. Dengan asumsi ini, model CCR mengukur efisiensi teknis total (*overall technical efficiency*) yang mencerminkan kemampuan suatu *Decision Making Unit* (DMU) dalam mengubah *input* menjadi *output* secara optimal pada skala operasi tertentu (Rosales-Córdova & Carmona-Benítez, 2025).

Dalam konteks operasional armada *harbour tug*, model CCR digunakan untuk menilai apakah suatu kapal atau kelompok armada telah beroperasi secara efisien dengan asumsi bahwa peningkatan atau pengurangan jumlah *input* seperti jam operasi dan bahan bakar akan berdampak langsung serta proporsional terhadap jumlah pelayanan penundaan kapal yang dihasilkan. Model ini cocok digunakan apabila armada *harbour tug* dianggap beroperasi pada skala optimal atau memiliki ukuran operasi yang relatif seragam.

### 2. Model BCC (Banker, Charnes, dan Cooper)

Model BCC merupakan pengembangan dari model CCR dengan asumsi *Variable Return to Scale* (VRS), yaitu kondisi di mana perubahan *input* tidak selalu menghasilkan perubahan *output* secara proporsional. Model ini memungkinkan adanya *increasing return to scale* (IRS) atau *decreasing return*

to scale (DRS), sehingga mampu mengukur efisiensi teknis murni (*pure technical efficiency*) tanpa dipengaruhi oleh faktor skala operasi (Wu et al., 2025).

Dalam penelitian armada *harbour tug*, model BCC sangat relevan digunakan ketika terdapat perbedaan daya mesin, usia kapal, dan *bollard pull*, yang menyebabkan setiap kapal beroperasi pada skala yang berbeda. Dengan menggunakan model BCC, peneliti dapat mengidentifikasi apakah inefisiensi yang terjadi disebabkan oleh faktor teknis operasional atau oleh ketidaktepatan skala operasi armada *harbour tug* tersebut.

Metode dan model tersebut kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan rumus DEA, yaitu sebagai berikut.

**Tabel 2.1 Rumus Data Envelopment Analysis (DEA)**

	<i>Input-Oriented</i>	<i>Output-Oriented</i>
<b>Model CCR</b>	$\min_{\theta, \lambda} \theta$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq \theta x_{io} \quad \forall i = 1, \dots, m$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{ro} \quad \forall r = 1, \dots, s$ $\lambda_j \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, n$	$\max_{\varphi, \lambda} \varphi$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{io} \quad \forall i$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq \varphi y_{ro} \quad \forall r$ $\lambda_j \geq 0$
<b>Model BCC</b>	$\min_{\theta, \lambda} \theta$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq \theta x_{io} \quad \forall i$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{ro} \quad \forall r$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$ $\lambda_j \geq 0$	$\max_{\varphi, \lambda} \varphi$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{io} \quad \forall i$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq \varphi y_{ro} \quad \forall r$ $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$ $\lambda_j \geq 0$

**Notasi Rumus:**

- |                 |   |                 |   |
|-----------------|---|-----------------|---|
| n               | = jumlah <i>Decision Making Units (DMU)</i>             | X <sub>io</sub> | = jumlah <i>input</i> ke-i yang digunakan oleh DMU o            |
| m               | = jumlah variabel <i>input</i>                          | Y <sub>rj</sub> | = jumlah <i>output</i> ke-r yang dihasilkan oleh DMU ke-j       |
| s               | = jumlah variabel <i>output</i>                         | Y <sub>ro</sub> | = jumlah <i>output</i> ke-r yang dihasilkan oleh DMU o          |
| i               | = indeks <i>input</i>                                   | λ <sub>j</sub>  | = bobot DMU ke-j yang membentuk kombinasi linier DMU pembanding |
| r               | = indeks <i>output</i>                                  | θ               | = skor efisiensi <i>input</i>                                   |
| j               | = indeks DMU pembanding                                 | φ               | = skor efisiensi <i>output</i>                                  |
| o               | = DMU yang sedang dievaluasi                            |                 |   |
| X <sub>ij</sub> | = jumlah <i>input</i> ke-i yang digunakan oleh DMU ke-j |                 |   |

Selain itu, dalam menganalisis menggunakan metode DEA, terdapat istilah *Slack* dan *Benchmark* yaitu sebagai berikut.

**1. Slack**

*Slack* dalam metode *Data Envelopment Analysis* (DEA) merupakan selisih kelebihan penggunaan *input* atau kekurangan pencapaian *output* yang masih terjadi setelah pengukuran efisiensi dilakukan. Keberadaan *slack* menunjukkan bahwa meskipun suatu *Decision Making Unit* (DMU) telah mengalami perbaikan efisiensi secara proporsional, masih terdapat potensi penghematan *input* atau peningkatan *output* yang dapat dilakukan secara lebih spesifik. Dengan demikian, *slack* mencerminkan sumber inefisiensi teknis yang bersifat detail pada masing-masing variabel *input* maupun *output* (Dzulkarnain et al., 2024).

**2. Benchmark**

*Benchmark* dalam DEA merupakan unit pembandingan yang berasal dari DMU-DMU efisien dan membentuk *efficient frontier*. *Benchmark* berfungsi sebagai acuan kinerja terbaik yang dapat ditiru oleh DMU yang belum efisien. Melalui *benchmark*, dapat diketahui kombinasi input dan output optimal yang secara empiris telah dicapai oleh unit lain dalam sistem yang sama, sehingga target perbaikan yang dihasilkan bersifat realistis dan dapat diterapkan (An et al., 2021).

Hubungan antara *slack* dan *benchmark* memberikan dasar yang kuat dalam penyusunan rekomendasi perbaikan kinerja. *Benchmark* menunjukkan unit rujukan yang harus dijadikan contoh, sementara *slack* menunjukkan besaran penyesuaian *input* atau *output* yang perlu dilakukan agar DMU mendekati kondisi efisien.

**2.6. Two-Stage DEA dengan Analisis Regresi Tobit**

Regresi Tobit adalah jenis analisis regresi yang digunakan ketika variabel yang dianalisis memiliki batasan nilai tertentu atau bersifat *censored*, yakni nilai-nilai yang berada dalam rentang yang sudah ditentukan dan tidak bisa melebihi batas atas maupun batas bawah tertentu. Model ini sering digunakan ketika nilai yang diamati merupakan bagian dari sebuah skor atau indeks yang hanya bisa berada dalam suatu interval tertentu; misalnya skor efisiensi yang dihasilkan oleh DEA yang berada antara 0 dan 1, sehingga regresi linier biasa tidak lagi tepat untuk digunakan secara statistik karena tidak memenuhi asumsi normalitas dan batasan pengamatan variabel dependen (Radhi et al., 2025).

**Rumus Regresi Tobit:**

***Latent Variable Model***

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_1 \dots\dots\dots (2.4)$$

***Upper Censoring***

$$y_i = \begin{cases} y_i, & 0 < y_i < 1 \\ 1, & y_i \geq 1 \end{cases} \dots\dots\dots (2.5)$$

$$y_i = \begin{cases} 0, & y_i \leq 0 \\ y_i, & y_i > 0 \end{cases} \dots\dots\dots (2.6)$$

$$L(\beta, \sigma) = \prod_{i \in U} \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - X_i\beta}{\sigma}\right) \prod_{i \in C} \frac{1}{\sigma} \Phi\left(\frac{c - X_i\beta}{\sigma}\right) \dots\dots\dots (2.7)$$

**Notasi Rumus:**

$Y_i$	= variabel dependen laten	$C$	= observasi tersensor
$X_{ki}$	= variabel independen ke-k	$c$	= batas sensor
$\beta_0$	= konstanta	$\phi(\cdot)$	= fungsi densitas normal standar
$\beta_k$	= koefisien regresi	$\Phi(\cdot)$	= fungsi distribusi kumulatif normal standar
$\varepsilon_i$	= <i>error term</i> , $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$		
$U$	= observasi tidak tersensor		

Dalam analisis regresi Tobit, diasumsikan terdapat nilai efisiensi “sebenarnya” yang tidak dapat diamati secara langsung tetapi muncul dalam bentuk nilai yang terbatas. Karena itu, regresi Tobit mampu memperhitungkan kondisi pembatasan atau *censoring* tersebut dengan mempertimbangkan fakta bahwa sebagian hasil berada pada batas tertentu dan bukan angka yang bebas. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk memahami hubungan antara karakteristik yang diduga memengaruhi efisiensi (seperti umur kapal, *bollard pull*, atau parameter teknis lainnya) dengan skor efisiensi yang dibatasi oleh model DEA, sehingga lebih cocok dibanding regresi linier biasa yang tidak mempertimbangkan pembatasan dalam data (Istaiteyeh et al., 2024).

Secara praktis, proses analisis regresi Tobit dimulai setelah skor efisiensi dihitung menggunakan DEA. Skor efisiensi tersebut kemudian digunakan sebagai variabel dependen dalam model regresi, sementara variabel independen dapat berupa faktor-faktor teknis atau operasional yang diasumsikan memengaruhi skor efisiensi. Program statistik seperti STATA melakukan estimasi parameter dengan menggunakan pendekatan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) berdasarkan sifat tertutup atau terbatasnya nilai efisiensi. Estimasi ini menghasilkan nilai koefisien regresi untuk setiap variabel independen, sehingga dapat menunjukkan apakah variabel-variabel tersebut berpengaruh secara signifikan serta arah pengaruhnya terhadap tingkat efisiensi dalam konteks yang diamati. Contoh penggunaannya dapat ditemukan pada kajian efisiensi operasional di sektor fasilitas komersial, di mana regresi Tobit digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi skor efisiensi teknis di tahap kedua analisis DEA (Hartono et al., 2023).

Dalam interpretasi hasil regresi Tobit, arah koefisien menunjukkan hubungan antara masing-masing variabel bebas dengan nilai efisiensi yang terbatas, yakni apakah suatu faktor cenderung meningkatkan atau menurunkan skor efisiensi relatif keseluruhan. Jika sebuah koefisien variabel independen bernilai positif dan signifikan, ini menunjukkan bahwa peningkatan nilai variabel tersebut berkaitan dengan peningkatan tingkat efisiensi yang teramati dalam data; sebaliknya, koefisien negatif dan signifikan mengindikasikan bahwa peningkatan variabel tersebut cenderung menurunkan efisiensi (Winarso et al., 2021). Hal ini membuat regresi Tobit cocok untuk menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi efisiensi armada atau unit lain yang memiliki pembatasan nilai yang jelas pada skor efisiensinya.

**HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN**