

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian yang Relevan

Penelitian-penelitian sebelumnya telah banyak dilakukan dalam rangka mengembangkan metode estimasi biaya proyek pembangkit listrik, baik dari sisi pendekatan parametrik (regresi) maupun probabilistik (monte carlo). Tinjauan ini bertujuan untuk memberikan gambaran atas landasan metodologis dari penelitian yang telah ada, serta mengidentifikasi celah (gap) yang dapat diisi oleh studi ini.

Salah satu penelitian paling relevan di Indonesia adalah oleh Idris et al. (2021) yang melakukan pengembangan model estimasi biaya EPC untuk proyek Pembangkit Listrik Tenaga Mesin Gas (PLTMG). Model ini dibangun menggunakan pendekatan regresi non-linear terhadap kapasitas output dan memperkenalkan *coefficient of zone* untuk mengakomodasi pengaruh lokasi geografis terhadap biaya. Data yang digunakan merupakan data aktual proyek PLN, dan hasil model menunjukkan bahwa variabel kapasitas dan lokasi memiliki pengaruh signifikan terhadap perbedaan nilai EPC antar proyek [7].

Penelitian tersebut kemudian dilanjutkan dalam bentuk yang lebih luas oleh Idris (2023), yang mempublikasikan pengembangan model estimasi biaya untuk tiga jenis pembangkit gas: PLTG, PLTGU, dan PLTMG. Pendekatan yang digunakan adalah optimasi berbasis *least square regression*, dengan bentuk fungsi non-linear (*power function*). Hasil regresi menunjukkan nilai R^2 tertinggi sebesar 0,721 pada PLTMG dan deviasi rata-rata berkisar antara 5% hingga 12%. Model ini direkomendasikan untuk digunakan pada tahap estimasi awal (*Class 5 AACE*), namun bersifat deterministik dan belum menangkap unsur risiko atau ketidakpastian secara eksplisit [4].

Sebaliknya, pendekatan probabilistik telah dikembangkan oleh Islam dan Hadidi (2022) dalam studi mereka terhadap pembangkit listrik thermal di Bangladesh. Mereka menggabungkan regresi dan Monte Carlo Simulation (MCS) untuk menghasilkan distribusi probabilistik dari biaya proyek, dengan output seperti estimasi P50, P90, dan rentang prediksi biaya. Studi ini menunjukkan bahwa integrasi regresi dan MCS mampu

memberikan informasi yang lebih komprehensif, tidak hanya berupa titik estimasi, tetapi juga spektrum ketidakpastian yang dapat dijadikan dasar manajemen risiko [5].

Dalam konteks analisis ketidakpastian biaya jangka panjang, Heck et al. (2016) menerapkan simulasi monte carlo pada perhitungan *Levelized Cost of Electricity* (LCOE), dan menemukan bahwa fluktuasi input seperti harga bahan bakar dan biaya investasi memberikan dampak signifikan pada distribusi biaya akhir. Penelitian ini menekankan pentingnya mempertimbangkan ketidakpastian sejak tahap perencanaan proyek [14].

Selain itu, Yunwanti (2023) mengimplementasikan MCS dalam estimasi biaya kontingensi proyek EPC di Indonesia. Studi ini menunjukkan bahwa pendekatan probabilistik dapat menghasilkan perhitungan cadangan anggaran yang lebih akurat, dengan menggunakan distribusi biaya aktual sebagai dasar simulasi. MCS dalam studi ini diaplikasikan untuk memperkirakan *range* biaya yang realistis dan membantu pengambilan keputusan pembiayaan [15].

Tabel 2-1 Rangkuman penelitian yang relevan

(Sumber: Hasil olahan penulis, 2025)

No.	Penulis dan Tahun	Jenis Pembangkit	Metode Estimasi	Output	Kelemahan/ Keterbatasan
1.	Idris et al (2021)	PLTMG	Regresi non-linear	Persamaan biaya USD/kW untuk PLTMG	Deterministik, hanya satu jenis pembangkit, tidak memodelkan risiko dan ketidakpastian
2.	Idris (2022)	PLTMG, PLTG, dan PLTGU	Regresi non-linear	Persamaan biaya USD/kW untuk PLTMG, PLTG, dan PLTGU	Deterministik, tidak memodelkan risiko dan ketidakpastian
3.	Islam & Hadidi (2022)	Thermal Power Plant (Bangladesh)	Regresi dan Simulasi Monte Carlo	Distribusi probabilistik estimasi biaya (P50, P90)	Berlaku di luar Indonesia, tidak berbasis data lokal
4.	Heck et al. (2016)	Berbagai Teknologi Pembangkit	Simulasi Monte Carlo (LCOE)	Distribusi LCOE	Fokus pada analisis LCOE, bukan biaya proyek langsung

(LCOE <i>Analysis</i>)					
5.	Yunwanti (2023)	Proyek EPC di Indonesia (umum)	Simulasi Monte Carlo	Nilai <i>contingency</i> probabilistik	Tidak mengembangkan model prediktif regresi dan bukan pada proyek pembangkit listrik

Secara umum, seperti yang dirangkum pada Tabel 2-1, sebagian besar penelitian sebelumnya masih menunjukkan keterbatasan metodologis yaitu beberapa hanya mengandalkan regresi deterministik tanpa mempertimbangkan unsur ketidakpastian, sementara yang lain menggunakan simulasi risiko namun tidak berbasis pada model empiris dari data lokal di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan mengembangkan model estimasi biaya proyek pembangkit gas yang menggabungkan regresi berbasis data historis dengan simulasi monte carlo, serta mempertimbangkan pengaruh kapasitas dan lokasi proyek sebagai variabel kunci dalam normalisasi data proyek. Dengan pendekatan ini, dapat diperoleh estimasi biaya yang tidak hanya akurat secara rata-rata, tetapi juga mampu menggambarkan risiko biaya secara kuantitatif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dalam penyusunan *cost estimate* dan pengambilan keputusan investasi proyek pembangkit listrik berbahan gas di Indonesia, sekaligus memperkaya kajian akademik dalam bidang rekayasa biaya proyek energi.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Estimasi Biaya Proyek

Estimasi biaya proyek adalah proses perkiraan terhadap jumlah biaya yang diperlukan untuk menyelesaikan seluruh pekerjaan dalam ruang lingkup proyek tertentu. Estimasi biaya memegang peranan penting dalam kesuksesan penyelenggaraan proyek. Berdasarkan definisi dari *National Estimating Society* (USA), estimasi biaya merupakan seni memperkirakan kemungkinan jumlah biaya yang diperlukan untuk suatu kegiatan berdasarkan informasi yang tersedia pada saat itu [16]. Dengan demikian, akurasi suatu estimasi biaya sangat tergantung pada detail informasi proyek yang tersedia pada tahap saat estimasi dibuat. Estimasi biaya dibutuhkan sejak tahap perencanaan awal untuk

pengambilan keputusan pendahuluan (*preliminary decisions*), penyusunan anggaran (*budgetary purposes*), hingga tahap pengembangan desain dan konstruksi proyek. Pada praktiknya, metode estimasi biaya dapat dibedakan menjadi beberapa pendekatan, antara lain: estimasi analogi, estimasi *parametric*, dan estimasi *bottom-up* [17]. Estimasi analogi menggunakan referensi biaya dari proyek serupa sebelumnya, sedangkan estimasi *parametric* memanfaatkan hubungan matematis misalnya regresi antara karakteristik proyek (*cost drivers*) dengan biaya. Adapun estimasi *bottom-up* dilakukan dengan menghitung secara terperinci setiap komponen pekerjaan proyek dan menjumlahkannya. Pemilihan metode estimasi bergantung pada tahap proyek dan ketersediaan data. Misalnya, pada tahap awal ketika informasi masih minim, metode analogi atau *parametric* lebih lazim digunakan, sementara pada tahap detail design, estimasi *bottom-up* (*engineer's estimate*) dapat dilakukan untuk akurasi lebih tinggi.

Estimasi biaya proyek mencakup berbagai komponen biaya seperti biaya langsung (tenaga kerja, material, peralatan) maupun biaya tidak langsung (*Risk*, *overhead*, keuntungan, *contingency*). Dalam menyusun estimasi biaya, estimator harus mempertimbangkan faktor-faktor risiko dan ketidakpastian yang dapat mempengaruhi realisasi biaya. Oleh karena itu, sering kali ditambahkan komponen *contingency* sebagai cadangan biaya untuk mengantisipasi hal-hal tak terduga. Estimasi biaya yang andal sangat krusial sebagai input dalam evaluasi kelayakan misalnya perhitungan NPV atau IRR serta perencanaan anggaran proyek [17]. Sebuah estimasi yang terlalu rendah dapat menyebabkan kekurangan dana dan terhentinya proyek, sedangkan estimasi yang terlalu tinggi dapat membuat proyek menjadi tidak kompetitif atau ditolak pemodal. Karena itu, diperlukan pendekatan ilmiah dan berbasis data dalam menghasilkan estimasi biaya yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan.

Dalam praktik manajemen proyek, estimasi biaya dilakukan secara bertahap dengan tingkatan akurasi yang meningkat seiring tersedianya informasi lebih detail. Pada tahap awal, estimasi biasanya bersifat kasar (*order of magnitude estimate*) dengan informasi desain yang minim. Seiring proyek berkembang, estimasi diperbarui menjadi estimasi pendahuluan, estimasi anggaran, hingga estimasi definitif yang lebih akurat ketika detail teknik lengkap tersedia. Ada beberapa referensi yang mengatur dan memberikan petunjuk terkait dengan klasifikasi dari suatu perkiraan biaya seperti AACE, ASTM, ANSI, NFP,

ASPE dan lain sebagainya. Referensi tersebut memberikan petunjuk dalam pengklasifikasian dari harga perkiraan. Salah satu referensi tersebut yang digunakan pada penelitian ini mengacu pada *Recommended Practice* AACE. AACE (*Association for the Advancement of Cost Engineering*) membagi atau mengklasifikasikan beberapa tingkat dari harga perkiraan yang dibuat (Tabel 2-2). Klasifikasi tersebut dibagi berdasarkan perbedaan-perbedaan karakteristik sebagai berikut:

1. Karakteristik Utama

Menunjukkan tingkat definisi proyek (*level of project definition*) berupa maturitas dari pekerjaan desain dan enjiniring yang telah dilakukan. Semakin baik maturitasnya atau semakin dalam pekerjaan desain dan enjiniring yang telah dilakukan, maka akan semakin tinggi tingkat definisi proyeknya dan akan semakin lengkap informasi yang diperoleh tentang lingkup dan spesifikasi dari sistem dan peralatan yang dipasang.

2. Karakteristik Sekunder

Karakteristik ini terdiri dari beberapa parameter antara lain:

- a) Penggunaan (*End Usage*)
- b) Metodologi (*Methodology*)
- c) Akurasi yang diinginkan (*Expected Accuracy Range*)
- d) Persiapan (*Preparation Effort*)

Masing-masing klasifikasi estimasi ini memiliki rentang akurasi tertentu; misalnya dapat seperti contoh pada Tabel 2-2, estimasi konseptual (kelas 5 menurut AACE) dapat bervariasi antara -30% hingga +50% dari biaya aktual, sedangkan estimasi detail (kelas 1) bisa mendekati $\pm 5-10\%$ dari aktual [18]. Semakin kecil angka kelas perkiraan biaya, maturitas pekerjaan enjiniring semakin baik dan semakin dalam pekerjaan desain serta enjiniring yang dilakukan [4], sehingga metode perhitungan biaya dapat dilakukan dengan lebih rinci sehingga bisa dihasilkan akurasi yang semakin baik.

Tabel 2-2 Klasifikasi harga perkiraan berdasarkan *recommended practice* AACE [18]

Karakteristik	Kelas 5	Kelas 4	Kelas 3	Kelas 2	Kelas 1
Tingkat	0 – 2 %	1 – 15%	10 – 40%	30 – 70%	50 – 100%
Definisi					

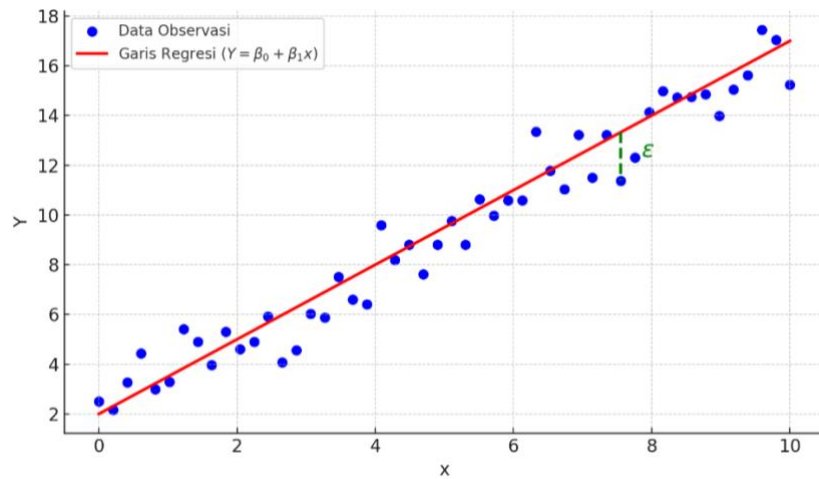
Metodologi	<i>Capacity</i> <i>Factored,</i> <i>Parametric</i> <i>Models,</i> <i>Judgement, or</i> <i>Anatology</i>	<i>Equipment</i> <i>Factored or</i> <i>Parametric</i> <i>Models</i>	<i>Semi Detailed</i> <i>Unit Cost</i>	<i>Detailed Unit</i> <i>Cost with</i> <i>Forced</i> <i>Detailed</i> <i>Take-Off</i>	<i>Detailed Unit</i> <i>Cost with</i> <i>Detailed</i> <i>Take-Off</i>
Akurasi/ Variasi	L: -20 to -50% H: +30 to +100%	L: -15 to -30% H: +20 to +50%	L: -10 to -20% H: +10 to +30%	L: -5 to -15% H: +5 to +20%	L: -3 to -10% H: +3 to +15%

2.2.2 Konsep Dasar Regresi

Analisis regresi merupakan metode statistika yang mempelajari hubungan fungsional antara suatu variabel terikat (*dependent variable*) dengan satu atau lebih variabel bebas (*independent/explanatory variables*) [19]. Menurut Gujarati (2003), regresi pada dasarnya mengkaji ketergantungan satu variabel terhadap variabel lain dengan tujuan untuk memprediksi atau mengestimasi nilai rata-rata populasi dari variabel terikat tersebut, berdasarkan nilai variabel-variabel bebas yang diketahui. Hubungan ini umumnya dinyatakan dalam bentuk persamaan matematis. Untuk kasus paling sederhana yaitu pada regresi linear sederhana dengan satu variabel bebas, model regresi dapat dituliskan sebagai:

$$Y(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2-1)$$

dengan y adalah variabel terikat (misalnya biaya proyek), x adalah variabel bebas (misalnya ukuran proyek atau faktor yang memengaruhi biaya), β_0 adalah intersep (konstanta), β_1 adalah koefisien regresi (kemiringan garis regresi), dan ε adalah error term yang mencerminkan pengaruh faktor-faktor lain atau penyimpangan data dari hubungan ideal [20] seperti pada Gambar 2-1. Koefisien β_1 merepresentasikan perubahan rata-rata pada y untuk setiap peningkatan satu unit pada x , dengan asumsi faktor lain konstan. Estimasi parameter β_0 dan β_1 biasanya dilakukan dengan metode *Ordinary Least Squares* (OLS), yaitu mencari garis regresi yang meminimalkan jumlah kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi ($\min \sum \varepsilon^2$).



Gambar 2-1 Visualisasi komponen regresi linear [19]

Dalam penerapan regresi linear, menurut Gujarati (2003), diasumsikan sejumlah kondisi klasik (*Classical Linear Regression Assumptions*) seperti:

1. Hubungan antara variabel bebas dan terikat bersifat linear dalam parameter (persamaan (2-1),
2. *Error* (ϵ) berdistribusi normal dengan rata-rata nol (*unbiased*) dan varians konstan (homoskedastis),
3. Observasi bersifat independen (tidak berkorelasi serial), dan
4. Tidak terjadi multikolinearitas yang serius antar variabel bebas.

Pelanggaran asumsi-asumsi ini dapat menyebabkan estimasi koefisien menjadi bias atau tidak efisien [19]. Meskipun demikian, analisis regresi tetap banyak digunakan karena memberikan kerangka yang sederhana namun kuat untuk memahami dan memprediksi fenomena berdasarkan data historis. Selain regresi linear sederhana, bentuk-bentuk regresi non-linear seperti pangkat dan eksponensial (Tabel 2-3) juga digunakan sesuai karakteristik hubungan variabel yang akan diteliti. Konsep dasar regresi yang mengutamakan hubungan fungsional dan estimasi terbaik inilah yang akan menjadi landasan dalam pengembangan model estimasi biaya berbasis data historis proyek.

Tabel 2-3 Persamaan regresi

Persamaan Regresi		
Linear	Non-Linear	
	Pangkat	Eksponensial
$Y(x) = \beta_0 + \beta_1 x$	$Y(x) = \beta_1 x^{\beta_0}$	$Y(x) = \beta_0 e^{\beta_1 x}$
$Y(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$	$Y(x) = \beta_1 x^{\beta_0} + \varepsilon$	$y(x) = \beta_0 e^{\beta_1 x} + \varepsilon$

2.2.3 Uji Statistik untuk Data Historis

Dalam membangun model estimasi biaya berbasis regresi, data historis proyek yang digunakan harus dianalisis kualitasnya melalui berbagai uji statistik untuk memastikan validitas model. Tujuan dari pengujian ini adalah memastikan model regresi yang dibangun memenuhi asumsi-asumsi klasik dan memberikan hasil yang valid secara statistik. Uji-uji yang dilakukan meliputi uji normalitas, uji heteroskedastisitas, uji autokorelasi, dan uji multikolinearitas. Selain pengujian asumsi tersebut, dilakukan pula evaluasi akurasi model regresi menggunakan koefisien determinasi (R^2) dan beberapa ukuran kesalahan prediksi seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE) untuk menilai seberapa baik model memprediksi biaya proyek.

2.2.3.1 Uji Normalitas Residual

Uji ini bertujuan untuk menguji apakah residual dari hasil regresi linear terdistribusi secara normal. Normalitas residual penting untuk validitas uji signifikan dalam regresi, seperti uji-t dan uji-F. Uji normalitas dapat dilakukan menggunakan Shapiro-Wilk test atau Kolmogorov-Smirnov test. Jika nilai p-value $> 0,05$, maka residual dapat dianggap berdistribusi normal [19].

2.2.3.2 Uji heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas bertujuan untuk menguji apakah varians residual bersifat konstan untuk semua pengamatan (homoskedastis) atau berbeda-beda antar pengamatan (heteroskedastis) [19]. Model regresi linear klasik mengasumsikan homoskedastisitas, yakni kesalahan residual pada setiap tingkat variabel independen memiliki varians yang sama. Jika varians residual berubah-ubah (heteroskedastisitas), maka estimasi koefisien

regresi tetap tidak bias namun menjadi tidak efisien, dan uji signifikansi bisa menyesatkan karena kesalahan standar tidak lagi akurat. Uji heteroskedastisitas dapat dilakukan dengan berbagai cara, misalnya melalui analisis pola pada grafik *scatterplot* antara residual dan nilai prediksi atau menggunakan uji statistik seperti uji Breusch-Pagan dan uji Glejser [21]. Apabila dari uji ini diketahui bahwa terdapat heteroskedastisitas, dapat dilakukan transformasi data atau metode estimasi yang *robust* terhadap heteroskedastisitas untuk memperbaiki model.

2.2.3.3 Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi biasanya menjadi perhatian pada data runtun waktu (*time series*), di mana error term pada satu observasi berkorelasi dengan error pada observasi lain. Pada data *cross section* proyek (saling independen), autokorelasi umumnya tidak muncul, namun jika data disusun dalam urutan waktu (misal tahun berurutan) maka perlu diuji. Uji yang umum dipakai adalah Uji Durbin–Watson (DW) untuk mendeteksi autokorelasi orde pertama. Nilai statistik DW mendekati 2 jika tidak ada autokorelasi, mendekati 0 jika terdapat autokorelasi positif kuat, dan mendekati 4 jika autokorelasi negatif [19]. Selain itu, terdapat Uji Breusch–Godfrey (general test) yang lebih fleksibel menguji autokorelasi hingga orde yang lebih tinggi [19]. Apabila terdeteksi autokorelasi, pendekatan perbaikan meliputi memasukkan variabel penjelas yang mungkin terabaikan, atau menggunakan model regresi dengan error term berstruktur (misal model ARIMA atau *Generalized Least Squares*).

2.2.3.4 Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas terjadi ketika variabel-variabel bebas saling berkorelasi tinggi satu sama lain, sehingga menyulitkan pemisahan efek masing-masing variabel dan menyebabkan koefisien regresi menjadi tidak stabil. Meskipun secara statistik tidak melanggar *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE), multikolinearitas yang serius bisa memperbesar standar error dan menurunkan signifikansi t. Untuk mendeteksinya, digunakan ukuran seperti *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk setiap variabel bebas. Aturan praktis: $VIF > 10$ menandakan multikolinearitas tinggi [19]. Jika multikolinearitas ditemukan, solusi dapat berupa eliminasi atau penggabungan variabel, atau penggunaan *Principal Component Analysis* (PCA).

Dengan serangkaian uji statistik di atas, data historis dapat dipastikan memenuhi prasyarat analisis regresi. Hal ini penting agar model estimasi biaya yang dibangun memiliki keandalan prediksi dan validitas inferensi yang tinggi.

2.2.3.5 Evaluasi Akurasi dan Validitas Model

Selain pengujian asumsi dan signifikansi, penting untuk menilai akurasi model regresi dalam memprediksi biaya proyek. Beberapa indikator yang digunakan antara lain koefisien determinasi dan ukuran kesalahan prediksi. Berikut adalah penjelasan setiap indikator evaluasi akurasi model:

1. Koefisien Determinasi (R^2): Koefisien determinasi mengukur proporsi variasi pada variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model. Nilai R^2 berkisar antara 0 hingga 1; nilai R^2 yang mendekati 1 menandakan model mampu menjelaskan sebagian besar variasi data output, sedangkan nilai R^2 yang kecil (mendekati 0) menunjukkan kemampuan prediksi model yang sangat terbatas. Dengan kata lain, R^2 yang tinggi mengindikasikan kecocokan model (*goodness of fit*) yang baik.

Secara matematis, koefisien determinasi dirumuskan sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2-2)$$

di mana:

y_i : nilai aktual biaya proyek (USD/kW),

$\hat{y}_i$: nilai hasil estimasi model,

$\bar{y}$: nilai rata-rata data aktual, dan

n : jumlah observasi data.

2. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE): MAPE merupakan rata-rata kesalahan absolut dalam bentuk persentase. Indikator ini menghitung persentase error rata-rata antara nilai prediksi model dan nilai aktualnya. MAPE sering digunakan untuk menilai akurasi prediksi karena interpretasinya yang intuitif misalnya, MAPE = 5% berarti rata-rata absolut kesalahan prediksi adalah 5% dari nilai

sebenarnya. Semakin kecil nilai MAPE, semakin tinggi akurasi model dalam memprediksi nilai *output*.

Secara matematis, MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (2-3)$$

di mana:

- y_i : nilai aktual biaya proyek (USD/kW),
- $\hat{y}_i$: nilai hasil estimasi model (USD/kW), dan
- n : jumlah observasi data.

3. *Root Mean Square Error* (RMSE): RMSE adalah akar kuadrat dari *mean squared error* (MSE), yaitu rata-rata kuadrat selisih antara nilai yang diprediksi model dan nilai aktual. RMSE dinyatakan dalam satuan yang sama dengan variabel dependen, sehingga mudah diinterpretasikan dalam konteks besaran asli data. Metrik ini peka terhadap kesalahan prediksi yang besar (*outlier*) karena kesalahan dikuadratkan sebelum dirata-ratakan. Oleh karena itu, semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa model, terutama dalam meminimalkan kesalahan prediksi yang besar.

Secara matematis, RMSE dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2-4)$$

di mana:

- y_i : nilai aktual biaya proyek (USD/kW),
- $\hat{y}_i$: nilai hasil estimasi model (USD/kW), dan
- n : jumlah observasi data.

4. *Mean Absolute Error* (MAE): MAE adalah rata-rata nilai absolut selisih antara prediksi model dengan nilai aktual. Berbeda dengan RMSE, MAE tidak

mengkuadratkan selisih sehingga setiap kesalahan berkontribusi secara linear terhadap nilai rata-rata. MAE memberikan ukuran rata-rata besarnya kesalahan yang mudah dipahami (misalnya, MAE = 2 berarti rata-rata kesalahan prediksi sebesar 2 satuan nilai target). Selain itu, MAE kurang sensitif terhadap nilai-nilai pencilan dibandingkan RMSE, karena kesalahan yang sangat besar tidak diperbesar secara kuadratik. Semakin kecil MAE, semakin akurat model dalam memprediksi tanpa dipengaruhi secara berlebihan oleh *outlier*.

Secara matematis, MAE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2-5)$$

di mana:

- y_i : nilai aktual biaya proyek (USD/kW),
- $\hat{y}_i$: nilai hasil estimasi model (USD/kW), dan
- n : jumlah observasi data.

Ringkasnya, melalui pengujian statistik di atas, peneliti dapat memastikan bahwa model regresi estimasi biaya memenuhi asumsi-asumsi klasik serta bahwa model tersebut signifikan secara statistik. Selanjutnya, dengan evaluasi akurasi model menggunakan R^2 dan metrik kesalahan (MAPE, RMSE, MAE), dapat dinilai seberapa baik model *fit* terhadap data historis dan seberapa handal model tersebut dalam melakukan prediksi biaya proyek ke depan. Hal ini penting untuk menjamin bahwa model regresi yang dikembangkan tidak hanya valid secara statistik, tetapi juga memiliki kegunaan praktis dalam estimasi biaya proyek pembangkit listrik berbahan bakar gas.

2.2.4 Model Regresi dalam Estimasi Biaya

Model regresi telah lama digunakan sebagai salah satu pendekatan utama dalam estimasi biaya proyek berbasis data historis. Pendekatan ini tergolong metode estimasi parametris, yaitu menggunakan hubungan matematis antara karakteristik proyek (*cost drivers*) dengan biaya sebagai dasar estimasi. *Least squares regression* (regresi linear

dengan OLS) secara historis mendukung banyak keputusan estimasi biaya di berbagai domain [22]. Sebagai contoh, model-model regresi telah dikembangkan untuk memprediksi biaya modal dan operasi di pertambangan, biaya pengembangan perangkat lunak, biaya pembangunan jalan di negara berkembang, biaya konfigurasi peralatan manufaktur (injeksi molding plastik), biaya perawatan pembangkit listrik, biaya sistem penyediaan air perkotaan, hingga biaya desain untuk manufaktur [22]. Survei oleh Mason et al. (1997) menunjukkan bahwa para estimator profesional secara rutin menggunakan regresi untuk membangun model estimasi biaya mereka [22]. Model regresi dalam konteks ini sering disebut sebagai *Cost Estimating Relationships* (CERs), yaitu persamaan empiris yang mengaitkan biaya dengan satu atau beberapa variabel input (misalnya volume atau kapasitas, luas, durasi, jumlah unit, dan lain lain).

Tahapan pembangunan model regresi untuk estimasi biaya umumnya meliputi:

1. Pengumpulan data historis proyek, mencakup biaya aktual dan data karakteristik proyek;
2. Normalisasi data, memastikan data biaya berada pada basis yang sebanding (misalnya disesuaikan ke harga konstan tahun tertentu dan lokasi tertentu);
3. Identifikasi kandidat variabel bebas, memilih faktor-faktor proyek yang diduga paling memengaruhi biaya (misal luas bangunan, jumlah lantai, kapasitas produksi, lama proyek, dan lain lain);
4. Pendugaan model regresi, menggunakan teknik regresi (*linear* atau *non-linear*) untuk memperoleh persamaan estimasi biaya;
5. Uji asumsi dan signifikansi, memastikan model memenuhi syarat statistik; dan
6. Kalibrasi dan validasi. membandingkan prediksi model dengan data di luar sampel (uji silang atau *hold out sample*) untuk menilai kemampuan prediksi model di proyek lain.

Keunggulan model regresi dalam estimasi biaya antara lain adalah *sederhana dan mudah diinterpretasikan*. Koefisien regresi memberikan informasi eksplisit, misalnya berapa tambahan biaya per unit perubahan suatu faktor. Selain itu, model regresi memungkinkan kuantifikasi pengaruh masing-masing faktor dan penilaian statistik tentang seberapa kuat hubungan tersebut. Namun, regresi juga memiliki keterbatasan yaitu kinerjanya sangat bergantung pada kualitas dan relevansi data historis yang

digunakan, serta asumsi bentuk hubungan linear (untuk regresi linear) yang mungkin tidak selalu tepat jika terdapat *non-linearity* atau interaksi kompleks antar faktor.

2.2.5 Konsep dan Penerapan Simulasi Monte Carlo

Simulasi monte carlo adalah teknik analisis kuantitatif yang digunakan untuk memahami dampak ketidakpastian dengan menjalankan perhitungan berulang kali menggunakan variabel input acak yang diambil dari distribusi probabilitas tertentu. Metode ini pertama kali berkembang pada era 1940an untuk memecahkan masalah fisika yang kompleks, dan sejak itu meluas ke berbagai bidang termasuk estimasi biaya dan manajemen risiko. Inti konsep monte carlo mengasumsikan suatu nilai tunggal (deterministik) untuk input yang tidak pasti, monte carlo menetapkan distribusi peluang seperti: distribusi Normal, Triangular, PERT dan lain sebagainya. Pada input tersebut kemudian dilakukan *sampling* nilai secara acak sesuai distribusi dan menghitung output yang diinginkan. Proses sampling dan perhitungan ini diulangi hingga ribuan atau puluhan ribu iterasi sehingga diperoleh distribusi *output*. Distribusi *output* inilah yang memberikan gambaran probabilistik, probabilitas total biaya proyek tidak melebihi anggaran tertentu, atau nilai *contingency* yang dibutuhkan untuk mencapai tingkat keyakinan 90%.

Dalam konteks estimasi biaya proyek, simulasi monte carlo sangat bermanfaat untuk analisis risiko biaya dan penentuan *contingency*. Monte Carlo Simulation (MCS) merupakan alat yang praktis untuk menentukan *contingency* dan mengelola ketidakpastian dalam estimasi biaya proyek. Dengan monte carlo, manajer proyek dapat menggabungkan berbagai sumber ketidakpastian seperti: harga material fluktuatif, produktivitas kerja variabel, inflasi, dan faktor lainnya ke dalam model biaya dan melihat *range* kemungkinan hasil. Hasil simulasi biasanya disajikan dalam bentuk kurva distribusi kumulatif biaya atau histogram. Dari kurva tersebut dapat ditentukan, misalnya: “dengan anggaran Rp100 miliar, peluang proyek selesai tanpa melebihi anggaran adalah 80%” informasi semacam ini sangat membantu dalam keputusan manajemen risiko. Untuk menjalankan simulasi monte carlo, diperlukan:

1. Model deterministik perhitungan biaya, misalnya perhitungan biaya proyek sebagai fungsi dari item-item biaya,

2. Asumsi distribusi probabilitas untuk tiap input yang tidak pasti,
3. *Random number generator*, dan
4. Perangkat lunak atau kode untuk iterasi. Saat ini tersedia berbagai tools seperti excell, @Risk, Crystal Ball, Argo, atau Python/R yang mempermudah implementasi monte carlo.

Penerapan monte carlo dalam estimasi biaya telah dilaporkan di berbagai studi. Sebagai contoh, Heck et al. (2018) menggunakan pendekatan monte carlo untuk menganalisis *Levelized Cost of Energy* (LCOE) dari tujuh jenis teknologi pembangkit energi (baik energi fosil maupun terbarukan), dengan mempertimbangkan variabilitas dan ketidakpastian pada parameter input (biaya investasi, O&M, faktor kapasitas, harga bahan bakar) [14]. Studi tersebut menunjukkan bahwa monte carlo dapat secara efektif menangkap pengaruh ketidakpastian input terhadap variasi output biaya, di mana teknologi energi yang lebih matang cenderung memiliki LCOE yang kurang bervariasi, sedangkan teknologi baru memiliki rentang LCOE lebih lebar karena banyaknya ketidakpastian teknis dan ekonomi [14].

Secara ringkas, simulasi Monte Carlo berperan sebagai mesin virtual yang menjalankan proyek berkali-kali dalam berbagai skenario realisasi input. Hasilnya berupa distribusi biaya yang memungkinkan evaluasi risiko secara lebih komprehensif. monte carlo juga selaras dengan praktik manajemen risiko dalam standar *Project Management Body of Knowledge* (PMBOK), yang menganjurkan analisis kuantitatif risiko biaya dan jadwal menggunakan teknik simulasi. Dengan monte carlo, estimator tidak hanya memberikan satu angka estimasi, tetapi juga tingkat keyakinan dan rentang potensial dari estimasi tersebut, yang merupakan informasi krusial bagi pengambil keputusan.

2.2.6 *Faktor Lokasi dan Inflasi dalam Estimasi Biaya*

Pada estimasi biaya proyek, terutama yang menggunakan data historis, perlu diperhatikan penyesuaian terhadap perbedaan lokasi dan waktu. Hal ini karena harga-harga konstruksi berbeda antar wilayah (lokasi) dan nilai uang berubah seiring waktu (inflasi). Secara faktual harga proyek dari setiap daerah akan memiliki perbedaan harga yang disebabkan oleh beberapa faktor antara lain biaya material (*civil works*), transportasi, pemasangan atau konstruksi (*erection*), dan biaya pekerja. Untuk

membedakan harga-harga tersebut diberlakukan sebuah nilai untuk membedakan nilai proyek dari suatu daerah terhadap daerah lain, yaitu berupa koefisien zona proyek. Metode yang digunakan untuk penentuan koefisien zona proyek adalah dengan menggunakan data Indeks Kemahalan Konstruksi (IKK) dari Badan Pusat Statistik (BPS). Tanpa penyesuaian yang tepat, model estimasi bisa bias dan kurang akurat. Selain itu, untuk menyeragamkan nilai biaya proyek dari berbagai tahun, dilakukan penyesuaian terhadap inflasi menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK) yang dikeluarkan oleh BPS atau *Consumer Price Index* (CPI) dari lembaga lain yang terpercaya. Proses ini bertujuan untuk mengonversi seluruh data historis ke nilai yang ekuivalen dalam tahun dasar tertentu, sehingga memungkinkan perbandingan dan analisis regresi yang konsisten antar proyek.

2.2.6.1 Indeks Kemahalan Konstruksi (IKK)

Indeks Kemahalan Konstruksi (IKK) adalah indeks harga spasial yang disusun oleh Badan Pusat Statistik (BPS) untuk menggambarkan tingkat kemahalan konstruksi di suatu daerah dibandingkan kota acuan yang telah ditetapkan [23]. Saat ini, kota acuan IKK tahun 2025 adalah kota Surabaya, dipilih karena nilai indeksnya mendekati rata-rata nasional serta pertimbangan ketersediaan data dan posisinya dalam jalur perdagangan [23]. Dengan demikian, IKK suatu kabupaten/kota menunjukkan perbandingan biaya konstruksi di daerah tersebut terhadap Surabaya. IKK untuk setiap provinsi dapat dilihat pada Tabel 2-4. Sebagai contoh, jika IKK Provinsi X = 120, artinya secara umum biaya konstruksi di Provinsi X sekitar 20% lebih mahal dibanding di Surabaya dalam tahun yang sama. Sebaliknya, IKK = 90 menunjukkan biaya 10% lebih murah daripada Surabaya. BPS menyajikan IKK setiap tahun untuk 38 provinsi dan 514 kabupaten/kota di Indonesia.

Tabel 2-4 Indeks Kemahalan Konstruksi (IKK) Provinsi Tahun 2025 [23]

No	Provinsi	IKK	No	Provinsi	IKK
1	Provinsi Aceh	96.88	20	Provinsi Kalimantan Barat	106.1
2	Provinsi Sumatera Utara	95.87	21	Provinsi Kalimantan Tengah	105.53
3	Provinsi Sumatera Barat	93.56	22	Provinsi Kalimantan Selatan	101.88

4	Provinsi Riau	94.28	23	Provinsi Kalimantan Timur	120.28
5	Provinsi Jambi	94.04	24	Provinsi Kalimantan Utara	105.76
6	Provinsi Sumatera Selatan	90.84	25	Provinsi Sulawesi Utara	101.25
7	Provinsi Bengkulu	95.7	26	Provinsi Sulawesi Tengah	91.67
8	Provinsi Lampung	88.32	27	Provinsi Sulawesi Selatan	96.37
9	Provinsi Kepulauan Bangka Belitung	104.95	28	Provinsi Sulawesi Tenggara	91.99
10	Provinsi Kepulauan Riau	110.52	29	Provinsi Gorontalo	92.53
11	Provinsi DKI Jakarta	114.5	30	Provinsi Sulawesi Barat	89.85
12	Provinsi Jawa Barat	105.19	31	Provinsi Maluku	100.77
13	Provinsi Jawa Tengah	100.54	32	Provinsi Maluku Utara	113.29
14	Provinsi DI Yogyakarta	105.6	33	Provinsi Papua Barat	122.82
15	Provinsi Jawa Timur	94.56	34	Provinsi Papua Barat Daya	118.31
16	Provinsi Banten	92.46	35	Provinsi Papua	136.79
17	Provinsi Bali	110.04	36	Provinsi Papua Selatan	146.3
18	Provinsi Nusa Tenggara Barat	99.43	37	Provinsi Papua Tengah	203.6
19	Provinsi Nusa Tenggara Timur	90.58	38	Provinsi Papua Pegunungan	241.52

Penghitungan IKK didasarkan pada survei dan analisis mendalam oleh BPS. Survei Harga Kemahalan Konstruksi (SHKK) dilakukan secara periodik (triwulanan) untuk mengumpulkan data harga elemen-elemen konstruksi di berbagai daerah [23]. Elemen biaya yang disurvei meliputi harga bahan/material, harga sewa peralatan berat, dan upah jasa konstruksi. Data harga tersebut kemudian dibobot dengan diagram timbang yang berasal dari komposisi biaya konstruksi standar. BPS menggunakan referensi seperti *Bill of Quantity* (BoQ) proyek standar, Analisis Harga Satuan Pekerjaan (AHSP) Kementerian PUPR, serta data realisasi belanja konstruksi (APBD) untuk menentukan bobot masing-masing komponen biaya [23]. Secara konseptual, IKK bisa diformulasikan sebagai indeks *Laspeyres* berbasis keranjang barang/jasa konstruksi:

$$IKK_{daerah} = \frac{\sum(Harga_{i,daerah} + bobot_i)}{\sum(Harga_{i,daerah} + bobot_i)} \times 100 \quad (2-6)$$

Dengan *i* mencakup item-item konstruksi (material, upah, sewa alat) dan acuan adalah Kota Surabaya. Nilai IKK Surabaya ditetapkan 100,00 sebagai baseline setiap tahunnya. Dalam penggunaan praktis untuk estimasi biaya, IKK berfungsi sebagai faktor penyesuaian lokasi (*location factor*). Misalkan tersedia estimasi biaya proyek pada suatu lokasi acuan (atau diperoleh model biaya dari data di berbagai lokasi namun dinormalisasi ke satu lokasi referensi), maka untuk mengestimasi biaya di lokasi lain, dapat dikalikan dengan rasio IKK. Contoh: model menghasilkan estimasi biaya di Surabaya sebesar Rp. 50 M, untuk menerapkannya di Kab. X dengan IKK 120 (Surabaya 100), estimasi tersebut disesuaikan menjadi Rp. 50 M $\times$ (120/100) = Rp. 60 M. Dengan demikian, IKK memungkinkan transfer estimasi antar lokasi secara objektif berbasis data statistik resmi.

Perlu dicatat bahwa IKK mencerminkan perbedaan harga pada tingkat agregat (makro). Dalam implementasi, proyek konstruksi spesifik mungkin memiliki karakteristik lokal yang tidak sepenuhnya tercermin oleh IKK (misal efisiensi kontraktor lokal, jarak lokasi ke sumber material tertentu). Namun secara umum, IKK telah banyak dipakai instansi pemerintah dalam eskalasi biaya konstruksi antar daerah, termasuk untuk perhitungan Dana Alokasi Umum (DAU) dan evaluasi kewajaran harga penawaran proyek pemerintah di berbagai wilayah [23]. Oleh karena itu, memasukkan IKK sebagai faktor lokasi dalam model estimasi biaya meningkatkan akurasi geografis estimasi tersebut.

2.2.6.2 Indeks Harga Konsumen (IHK) dan Consumer Price Index (CPI)

Indeks Harga Konsumen (IHK), atau *Consumer Price Index* (CPI), adalah indikator ekonomi yang mengukur perubahan rata-rata harga dari sekumpulan barang dan jasa yang dikonsumsi rumah tangga dalam suatu periode waktu tertentu [24]. IHK disusun oleh BPS untuk berbagai kota dengan mengacu pada pola konsumsi rumah tangga. Menurut BPS, IHK digunakan untuk menghitung perubahan harga dari waktu ke waktu dan merupakan salah satu indikator utama tingkat inflasi suatu negara atau wilayah. Jika IHK meningkat, berarti terjadi kenaikan harga (inflasi) sebaliknya penurunan IHK mengindikasikan

deflasi. Inflasi sering dinyatakan dalam persen perubahan tahunan IHK. Formula sederhana inflasi tahun t adalah:

$$Inflasi_{(t)} = \frac{IHK_{(t)} - IHK_{(t-i)}}{IHK_{(t-i)}} \times 100 \quad (2-7)$$

Dalam konteks estimasi biaya proyek, terutama yang bersumber dari data historis multiyear, IHK/inflasi digunakan untuk menormalisasi nilai uang ke satu tahun dasar. Biaya proyek yang terjadi di masa lalu harus disesuaikan nilainya agar sebanding dengan nilai saat ini (tahun estimasi). Proses ini dikenal sebagai eskalasi biaya historis. Misalnya, jika terdapat data biaya proyek tahun 2018 sebesar Rp10 miliar, dan kita hendak menyamakannya ke nilai tahun 2023, kita bisa menggunakan indeks IHK seperti formula **Error! Reference source not found..**

$$Biaya_{(t)} = \frac{IHK_{(t)}}{IHK_{(i)}} \times Biaya_{(i)} \quad (2-8)$$

Dengan kata lain, dikalikan faktor inflasi kumulatif 2018–2023. Hal ini mengoreksi pengaruh inflasi umum terhadap daya beli uang. Terkadang, untuk sektor konstruksi, digunakan indeks harga konstruksi tersendiri misalnya Indeks Harga Perdagangan Besar sektor Konstruksi atau *Construction Cost Index* jika tersedia. Namun, IHK umumnya sering dijadikan proxy inflasi dalam estimasi biaya jangka panjang ketika indeks spesifik konstruksi tidak tersedia.

Tabel 2-5 Indeks Harga Konsumen (IHK) Provinsi Tahun 2025 [25]

Bulan	Indeks Harga Konsumen dan Inflasi Bulanan (Persen)		
	2023	2024	2025
Januari	102.55	105.19	105.99
Februari	102.75	105.58	105.48
Maret	102.99	106.13	107.22
April	103.3	106.40	108.47
Mei	103.43	106.37	108.07
Juni	103.68	106.28	108.27
Juli	103.88	106.09	108.60
Agustus	103.86	106.06	108.51

September	104.02	105.93	108.74
Oktober	104.23	106.01	109.04
Nopember	104.71	106.33	-
Desember	105.15	106.80	-

Penerapan faktor inflasi dalam model regresi biaya dapat dilakukan dengan menambahkan variabel tahun atau faktor eskalasi sebagai salah satu variabel independen, dengan cara mengeskalisasi seluruh dataset biaya ke tahun konstan terlebih dahulu sebelum analisis regresi. Pendekatan ini biasanya lebih disukai karena memudahkan interpretasi karena semua data biaya dalam nilai rupiah ada di tahun yang sama. Dokumen-dokumen BPS menyediakan data IHK historis yang dapat digunakan untuk keperluan ini (lihat Tabel 2-5), sehingga memastikan bahwa penyesuaian inflasi yang dilakukan memiliki dasar empiris yang kuat bukan sekadar asumsi. Singkatnya, mempertimbangkan IHK dan inflasi dalam estimasi biaya adalah esensial untuk menjaga kesetaraan nilai waktu uang. Dengan koreksi inflasi, model estimasi biaya akan menghasilkan prediksi yang lebih realistis dalam konteks waktu pelaksanaannya.

2.3 Kerangka Pemikiran

Dalam merencanakan pembangunan infrastruktur pembangkit listrik, estimasi biaya merupakan elemen yang sangat penting. Proses estimasi yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan akan membantu pengambilan keputusan, perencanaan anggaran, serta kelayakan proyek secara menyeluruh. Selama ini, metode estimasi yang umum digunakan oleh praktisi dan perencana proyek adalah metode parametris yang bersandar pada data historis proyek terdahulu serta referensi dari penyedia peralatan. Namun demikian, pendekatan konvensional ini seringkali belum mempertimbangkan secara menyeluruh faktor ketidakpastian maupun pengaruh lokasi geografis yang signifikan terhadap total biaya proyek.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model estimasi biaya berbasis data historis proyek pembangkit gas di Indonesia dengan dua pendekatan yaitu pemodelan regresi dan simulasi monte carlo. Pendekatan regresi digunakan untuk menangkap pola hubungan fungsional antara kapasitas pembangkit, lokasi, dan variabel lainnya terhadap indeks biaya USD/kW. Sementara itu, simulasi monte carlo digunakan untuk

memasukkan unsur ketidakpastian (variabilitas) dalam parameter biaya dan menghasilkan distribusi probabilistik dari estimasi total biaya.

Dalam membangun model regresi, dilakukan terlebih dahulu pengolahan data biaya proyek masa lalu, termasuk penyesuaian terhadap inflasi menggunakan IHK dan koreksi terhadap perbedaan lokasi menggunakan IKK performanya diuji menggunakan indikator statistik seperti R^2 , MAE, RMSE, dan MAPE. Selanjutnya, parameter hasil regresi digunakan sebagai dasar input distribusi probabilitas dalam simulasi monte carlo. Hasil simulasi akan memberikan rentang estimasi biaya dan tingkat keyakinan (*confidence level*) yang diperlukan dalam pengambilan keputusan.

Secara konseptual, kerangka pemikiran dalam penelitian ini digambarkan sebagai berikut:

1. Identifikasi dan pengumpulan data historis proyek pembangkit berbahan bakar gas
2. Normalisasi data (penyesuaian IKK, IHK dan CPI)
3. Pengujian statistik data historis
4. Pemodelan regresi untuk estimasi indeks biaya USD/kW
5. Validasi dan evaluasi model regresi
6. Pengembangan simulasi monte carlo untuk memodelkan ketidakpastian biaya
7. Analisis hasil simulasi dan perbandingan performa prediktif antar pendekatan

Dengan pendekatan ini, diharapkan model estimasi biaya yang dihasilkan tidak hanya empiris dan representatif terhadap kondisi proyek nyata di Indonesia, tetapi juga mampu menangkap kompleksitas dan variabilitas yang melekat dalam proyek infrastruktur pembangkit listrik berbahan bakar gas.