

PENERAPAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DALAM MEMREDIKSI BIAYA KONSTRUKSI BANGUNAN DENGAN MEMPERTIMBANGKAN FAKTOR MAKROEKONOMI

Yoszy Aldo Tondayana¹ dan Doddy Prayogo²

¹ Mahasiswa Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

² Dosen Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

¹ b21220030@john.petra.ac.id, ² prayogo@petra.ac.id

ABSTRAK: Industri konstruksi memiliki peran penting dalam pertumbuhan ekonomi dan sangat dipengaruhi oleh kondisi makroekonomi seperti harga komoditas, suku bunga, nilai tukar rupiah, dan inflasi. Akurasi estimasi biaya sangat penting sebelum memulai proyek, meskipun perkiraan sempurna tidak mungkin. Penelitian menunjukkan faktor makroekonomi mempengaruhi eskalasi biaya konstruksi. Pada penelitian ini dilakukan evaluasi mengenai pemodelan prediksi biaya konstruksi bangunan dengan menggunakan metode *artificial neural network* (ANN) dan regresi linier. Empat indikator *error* digunakan untuk mengevaluasi pemodelan yang dihasilkan. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, model ANN memiliki nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) sebesar 15.23%, *mean absolute error* (MAE) sebesar Rp 645,437.27, *root mean squared error* (RMSE) sebesar Rp 861,222.53, dan *coefficient of correlation* (R) sebesar 0.68. Penelitian ini membuktikan ANN sangat membantu dalam memprediksi biaya konstruksi.

Kata kunci: prediksi, biaya konstruksi, makroekonomi, *artificial neural network*, regresi linier.

ABSTRACT: The construction industry plays a crucial role in economic growth and is heavily influenced by macroeconomic conditions such as commodity prices, interest rates, the rupiah exchange rate, and inflation rate. Accurate cost estimation is essential before starting a project, although perfect estimates are impossible. Research shows that macroeconomic factors affect the escalation of construction costs. This study evaluates building construction cost prediction modeling using artificial neural network (ANN) and linear regression methods. Four error indicators are used to evaluate the resulting models. From the research conducted, the ANN model has a mean absolute percentage error (MAPE) of 15.23%, a mean absolute error (MAE) of Rp 645,437.27, a root mean squared error (RMSE) of Rp 861,222.53, and a coefficient of correlation (R) of 0.68. The research has proven that ANN is very helpful in predicting construction costs.

Keywords: prediction, construction cost, macroeconomic, *artificial neural network*, linear regression.

1. PENDAHULUAN

Industri konstruksi merupakan salah satu sektor ekonomi yang memiliki dampak signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi suatu negara. Kinerja sektor ini dipengaruhi oleh berbagai kondisi makroekonomi seperti harga komoditas, suku bunga, nilai tukar mata uang, dan tingkat *inflation rate* yang dapat bervariasi dari waktu ke waktu (Akram, 2009). Estimasi biaya

yang akurat sebelum fase pembangunan proyek konstruksi sangat penting untuk menilai kelayakan proyek tersebut (Lowe et al., 2006). Meskipun perkiraan biaya yang sempurna tidak mungkin dicapai, peranan *Quantity Surveyor* tetap diperlukan untuk menghasilkan estimasi biaya yang akurat (Smith, 1995).

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa faktor-faktor makroekonomi dapat menyebabkan eskalasi biaya konstruksi. Chandra dan Wirantono (1999) menemukan bahwa *inflation rate* memiliki dampak pada industri konstruksi dengan menggunakan regresi linier, di mana *inflation rate* sebagai variabel *independent* dan biaya konstruksi/m² sebagai variabel *dependent*. Penelitian Musyafa (2016) juga menggunakan regresi linier dengan variabel *independent* harga material konstruksi dan variabel *dependent* biaya konstruksi/m², menunjukkan bahwa harga material memiliki dampak signifikan terhadap biaya konstruksi.

Namun, penelitian-penelitian tersebut hanya menggunakan satu variabel *independent*, padahal kenaikan biaya konstruksi dipengaruhi oleh berbagai faktor. Penelitian Gambo & Ashen (2012) menggunakan tiga variabel *independent* yang lebih kompleks yaitu *inflation rate*, nilai tukar, dan suku bunga, menunjukkan bahwa penggunaan beberapa variabel *independent* memberikan hasil korelasi yang lebih akurat terhadap biaya konstruksi bangunan.

Perkembangan *Artificial Intelligence* (AI) telah membawa banyak perubahan dalam analisis numerik, salah satunya dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN). AI lebih mampu menemukan hubungan antar variabel yang kompleks dari data historis yang lebih akurat dibandingkan metode regresi linier (Harahap et al., 2022). Penelitian Chandanshive & Kambekar (2019), El-Sawalhi & Shehatto (2014), Hadi & M. Abd (2021), Tahapari et al. (2021), dan Yun (2022) telah membuktikan bahwa metode ANN sangat membantu dalam memprediksi biaya konstruksi/m² bangunan.

Penelitian ini akan menggunakan metode ANN dengan variabel *dependent* harga biaya konstruksi/m² dan variabel *independent* faktor-faktor makroekonomi. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pemodelan mana yang paling baik untuk memprediksi biaya konstruksi/m². Selanjutnya setiap model ditinjau ketepatan prediksi dengan cara melihat nilai *error* yang terjadi. Nilai *error* yang ditinjau antara lain: *Coefficient of Correlation* (R), *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2. LANDASAN TEORI

2.1. Metode Pemodelan Prediksi

Penelitian-penelitian sebelumnya mengenai prediksi biaya konstruksi/m² pernah dilakukan. Penelitian terdahulu memiliki beberapa macam variabel yang berbeda-beda. Dari 13 referensi jurnal, 8 diantaranya menjadikan faktor luas bangunan proyek sebagai faktor yang perlu dikaji dalam prediksi estimasi biaya konstruksi/m². Selain faktor luas bangunan proyek, 5 jurnal mencantumkan faktor *inflation rate*, suku bunga, *crude oil price*, nilai tukar kurs sebagai faktor penting lainnya. 13 faktor lain digunakan sebagai salah satu penentu dalam prediksi eskalasi

biaya konstruksi/m². Rangkuman variabel dari penelitian terdahulu pada masing-masing penelitian terlihat di Tabel 1.

Tabel 1. Rangkuman hasil studi literatur

No.	Faktor	Satuan	Sumber Referensi												
			R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	R13
1	<i>Inflation Rate</i>	%	√	√					√	√		√		√	√
2	Nilai tukar Rupiah	Rupiah		√					√			√	√	√	
3	<i>BI rate</i>	%		√					√	√	√	√	√	√	√
4	<i>Crude oil Price</i>	<i>USD/barrel</i>							√		√		√		
5	<i>Iron ore spot price</i>	<i>USD/metric ton</i>							√		√	√	√	√	
6	Harga Emas	<i>USD/troy ounce</i>							√						
7	IHSG	Index								√			√	√	
8	GDP	<i>Billion of USD</i>													√
9	<i>Ratio debt to GDP</i>	%								√					√
10	Tinggi bangunan	meter			√			√			√				
11	Luas bangunan	meter ²	√	√	√	√	√	√		√		√			
12	Tahun pembangunan	2000,2001,.....	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
13	Jumlah lantai bangunan	Unit	√	√		√	√	√			√				
14	Biaya konstruksi/m ²	Rupiah	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√

Keterangan:

- R₁ : (Chandra & Wirantono, 1999)
 R₂ : (Gambo & Ashen, 2012)
 R₃ : (Lowe et al., 2006)
 R₄ : (Chandanshive & Kambekar, 2019a)
 R₅ : (El-Sawalhi & Shehatto, 2014)
 R₆ : (Yun, 2022)
 R₇ : (Musarat et al., 2021)
 R₈ : (Tembo et al., 2023)
 R₉ : (Mansur et al., 2016)
 R₁₀ : (Cheng, 2014)
 R₁₁ : (Nguyen & Le Hoang Thuy To Nguyen, 2020)
 R₁₂ : (Mallick, 2011)
 R₁₃ : (San Ong, 2013)

2.2. Metode Regresi Linier

Pada penelitian Gambo dan Ashen (2012), metode Regresi Linier digunakan dalam statistik untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen yaitu biaya konstruksi/m² dan variabel independen faktor makroekonomi seperti *inflation rate*, nilai tukar, dan suku bunga. Metode regresi linier sederhana sering digunakan dalam estimasi biaya dasar dengan asumsi

hubungan linier antara variabel. Tujuan utama regresi adalah untuk menemukan dan mengukur hubungan linear atau mendekati linear antara variabel. Ini dapat memberikan estimasi yang cukup akurat jika asumsi linier terpenuhi. Kontribusi regresi terletak pada sederhananya dalam interpretasi dan pemahaman hubungan antar variabel, serta kecepatan komputasinya. Regresi sering digunakan untuk memahami dampak relatif dari setiap variabel independent terhadap variabel dependen. Metode regresi linier menjelaskan mengenai keterkaitan antara dua atau lebih variabel. Rumusan yang dihasilkan pemodelan ini menunjukkan bidang dalam n-dimensi ruang, dimana n adalah banyaknya variabel terikat. Pemodelan regresi linier dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (1)$$

Keterangan:

Y = Variabel *dependent*

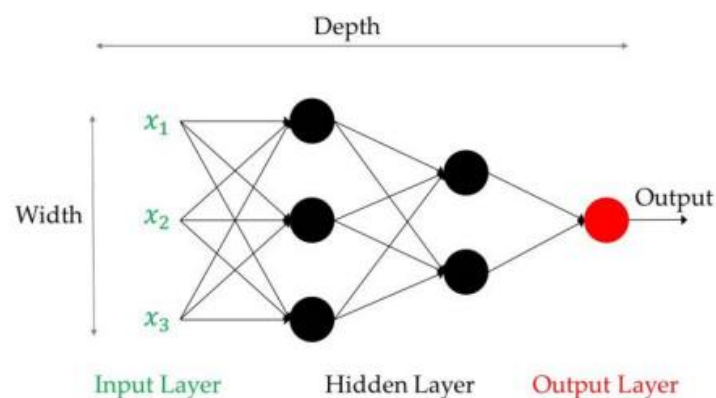
a = Konstanta

b_n = Parameter

X_n = Variabel *independent*

2.3. Metode ANN

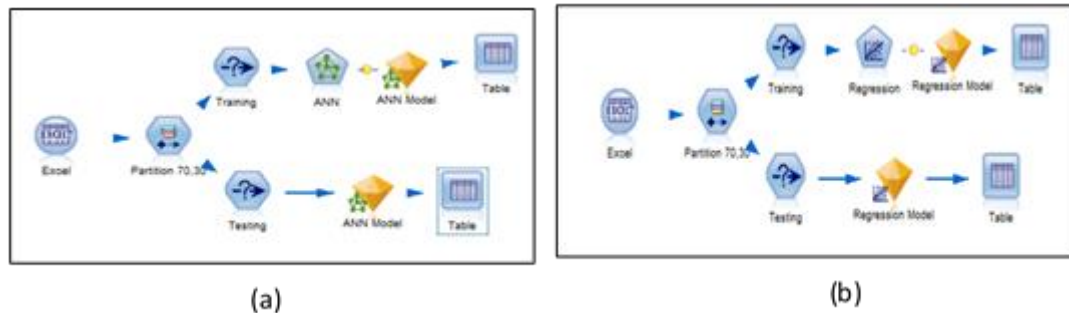
Metode ANN menurut Derwin Suhartono (2012), yang terinspirasi dari koneksi antar neuron dalam otak manusia yang tersusun atas beberapa elemen dalam layer. ANN adalah salah satu metode prediksi yang mampu melakukan prediksi yang melibatkan jumlah dataset yang sangat kompleks dan mampu menangani hubungan non-linier yang kompleks di dalam data, yang seringkali tidak dapat ditangkap oleh regresi linier (Harahap et al., 2022). El-Sawalhi & Shehatto (2014) menemukan bahwa metode ANN memiliki kemampuan untuk belajar dari data, beradaptasi, dan meningkatkan kinerja dari waktu ke waktu dengan lebih banyak data pelatihan maka didapatkan hasil prediksi yang lebih baik. Meskipun ada berbagai metode untuk estimasi biaya konstruksi, ANN adalah metode yang akurat dengan rentang error sekitar 10 – 25% (Yun, 2022). Model ANN memiliki beberapa layer dalam komputasinya yaitu *input layer*, *hidden layer*, *output layer*. *Input layer* merepresentasikan komponen variabel, *hidden layer* menunjukkan titik-titik perhitungan, dan *output layer* menunjukkan hasil yang akan diprediksi maupun yang sudah diprediksi. Ilustrasi pemodelan ANN dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi pemodelan ANN

2.4. Pemodelan Prediksi dengan IBM SPSS Modeler 18.0

IBM SPSS Modeler 18.0 merupakan alat pengolahan data yang dapat mengembangkan model prediksi dan menggunakan hasilnya dalam pengambilan keputusan. Dalam proses pengolahan data, IBM SPSS Modeler 18.0 menampilkan *flow* dan terdapat node-node yang berisi informasi hal ini memudahkan *user* dalam membuat model prediksi tanpa perlu melakukan *programming*. Gambar 2 memberi gambaran proses model prediksi menggunakan IBM SPSS Modeler 18.0.



Gambar 2. Ilustrasi proses modeling menggunakan IBM SPSS Modeler 18.0 yaitu: (a) ANN, (b) regresi linier

2.5. Evaluasi Model Prediksi

Untuk mengukur nilai akurasi hasil prediksi, dapat digunakan empat indikator dimana dalam tiap indikator terdapat nilai y' yang merupakan nilai prediksi, y nilai aktual, dan n jumlah data. Perhitungan tiap indikator adalah sebagai berikut:

- a. *Coefficient of correlation* (R), didapatkan dengan perhitungan Persamaan 2.

$$R = \frac{n \sum y_i y'_i - (\sum y_i)(\sum y'_i)}{\sqrt{n(\sum y_i^2) - (\sum y_i)^2} \sqrt{n(\sum y'^2_i) - (\sum y'_i)^2}} \quad (2)$$

- b. *Mean Absolute Error* (MAE), didapatkan dari perhitungan Persamaan 3.

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - y'| \quad (3)$$

- c. *Root Mean Squared Error* (RMSE), didapatkan dari perhitungan Persamaan 4.

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

- d. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), didapatkan dari perhitungan Persamaan 5.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y-y'}{y} \right| \quad (5)$$

Menurut Moreno (2013), akurasi nilai MAPE dikategorikan seperti yang terlihat di Tabel 2.

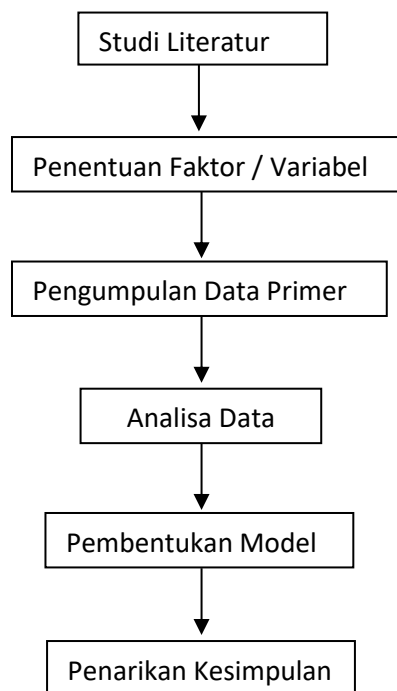
Tabel 2. Kriteria akurasi nilai MAPE

Nilai	Akurasi
$0\% \leq \text{MAPE} < 10\%$	Sangat Baik
$10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$	Baik
$20\% \leq \text{MAPE} < 50\%$	Layak
$\text{MAPE} \geq 50\%$	Kurang Baik

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

Proses penelitian dimulai dengan mengawali studi literatur, tujuannya adalah untuk mendalami topik penelitian, merangkum isu-isu yang relevan, dan mengevaluasi hasil-hasil penelitian sebelumnya. Studi literatur juga berperan dalam pemilihan variabel-variabel independent dan dependent yang akan digunakan dalam penelitian. Setelah tahap studi literatur, data primer dikumpulkan, lalu diolah sesuai dengan rumusan masalah. Dari analisis data ini, kesimpulan akan diambil untuk menjawab pertanyaan penelitian yang diajukan. Diagram alir tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alir tahapan penelitian

3.2. Definisi Operasional Variabel

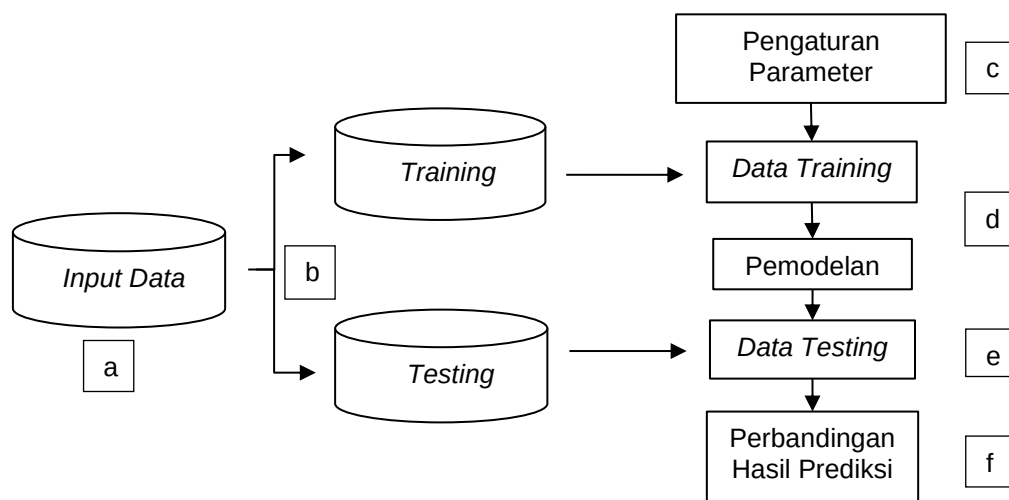
Penyajian variabel dalam penelitian ini didukung oleh definisi operasional, yaitu petunjuk tentang bagaimana suatu variabel diukur dan batasan dari beberapa istilah yang dipakai. Sebanyak 13 variabel penelitian dihasilkan dari studi literatur yang relevan, dan dalam hal ini yang menjadi variabel penelitian adalah faktor-faktor yang mempengaruhi besarnya biaya konstruksi/m². Variabel beserta definisi operasional yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Definisi operasional variabel

No.	Variabel	Satuan/Klasifikasi
X1	<i>Inflation Rate</i>	%
X2	Nilai tukar rupiah	Rupiah
X3	<i>BI rate</i>	%
X4	<i>Crude oil price</i>	<i>USD/barrel</i>
X5	<i>Iron ore spot price</i>	<i>USD/metric ton</i>
X6	Harga Emas	<i>USD/troy ounce</i>
X7	IHSG	Index
X8	GDP	<i>Billion of USD</i>
X9	<i>Ratio debt to GDP</i>	%
X10	Tinggi bangunan	Meter
X11	Luas bangunan	Meter ²
X12	Tahun pembangunan	2000,2001,.....
X13	Jumlah lantai bangunan	Unit
Y	Biaya konstruksi/m ²	Rupiah

3.3. Analisa dan Pengolahan Data

Diagram alir proses analisa dan pengolahan data ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir proses analisa dan pengolahan data

Adapun langkah prosesnya adalah sebagai berikut:

- Langkah pertama yang dilakukan yaitu tahapan *input data*. Pada tahap ini data dikumpulkan ke dalam program *Microsoft Excel* untuk kemudian diunggah ke dalam program *IBM SPSS Modeler 18.0*.
- Langkah kedua setelah terkumpul dan dimasukkan ke dalam program, data akan dipisah menjadi untuk *training* dan *testing* secara acak. Komposisi *training* dan *testing* yang digunakan adalah sebesar 70:30.
- Langkah ketiga, dilakukan pengaturan parameter untuk menemukan model prediksi yang paling akurat.
- Langkah keempat, dilakukan proses *training* yang nantinya akan menghasilkan permodelan untuk masing-masing metode.

- e. Langkah kelima, dilakukan pula proses *testing* untuk mengetahui apakah pemodelan yang dihasilkan dapat dengan akurat memprediksi biaya konstruksi/m² sesuai aktual.
- f. Selanjutnya langkah keenam, dua metode tersebut akan dibandingkan mana metode prediksi yang paling akurat hasil prediksinya dengan cara melihat nilai MAPE dari hasil dua metode evaluasi yang digunakan.

3.4. Pengaturan Parameter

Untuk memastikan hasil prediksi yang konsisten dan konkret, perlu dilakukan pengaturan parameter pada satu jenis kecerdasan buatan (AI) yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu *artificial neural network* (ANN). Pengaturan parameter bertujuan untuk mengevaluasi dan mengoptimalkan metode prediksi guna mencapai akurasi tertinggi. Pentingnya pengaturan parameter tidak berlaku pada metode regresi linier, karena tidak memerlukan pengaturan parameter tambahan selain pengaturan standar dari *software* yang digunakan. Pengaturan parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah pengaturan standar dari program IBM SPSS Modeler 18.0 dan terdapat proses simulasi pengaturan parameter yang menggunakan metode trial and error. Pengaturan parameter setiap metode terlampir pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengaturan parameter

Metode Prediksi	Parameter	Pengaturan
ANN	<i>ANN Model</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>
	<i>Maximum Training Time</i>	<i>15 Minutes</i>
	<i>Maximum Number of Cycle</i>	1000
	<i>Hidden Layer</i>	<i>Automatic (1, 2)</i>
	<i>Number of Hidden Neuron</i>	<i>Automatic</i>
Regresi linier	<i>Collinearity Diagnostics</i>	<i>FALSE</i>
	<i>Regression Coefficients</i>	<i>TRUE</i>
	<i>Singularity Tolerance</i>	0.0001

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan dan Pengolahan *Dataset* Penelitian

Sebanyak 125 data proyek konstruksi tahun 2012 – tahun 2023 didapatkan dari hasil pengumpulan data. Setelah dilakukan proses *data preprocessing* untuk mengeliminasi beberapa *data outlier*, maka didapatkanlah 119 data yang dianggap memiliki nilai spesifikasi yang relevan untuk digunakan sebagai *dataset* pemodelan. Statistik deskriptif untuk *dataset* pemodelan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Statistik deskriptif *dataset* pemodelan

No.	Variabbel	Satuan	Min.	Mean	Median	Std.Dev.	Max.
x ₁	<i>Inflation Rate</i>	%	104.28	132.80	134.95	17.01	164.69
x ₂	Nilai tukar Rupiah	Rupiah	9,670.00	13,402.36	13,795.00	1,475.71	15,218.75
x ₃	<i>Bl rate</i>	%	3.52	5.71	5.77	1.21	7.54
x ₄	<i>Crude oil Price</i>	<i>USD/ barrel</i>	41.26	72.58	63.27	24.03	105.01
x ₅	<i>Iron ore spot price</i>	<i>USD/ metric ton</i>	54.23	97.35	94.10	30.52	160.01
x ₆	Harga Emas	<i>USD/troy ounce</i>	1,158.86	1,467.05	1,393.34	251.50	1,943.00
x ₇	IHSG	%	4,274.18	5,607.45	5,979.07	951.10	7,272.80
x ₈	GDP	<i>Billion of USD</i>	860.85	1,217.90	1,015.62	908.43	5,101.18
x ₉	<i>Ratio debt to GDP</i>	%	25.03	33.54	32.43	6.32	44.40
x ₁₀	Tinggi bangunan	meter	3.85	11.03	12.00	2.47	16.52
x ₁₁	Luas bangunan	meter ²	46.01	364.25	300.00	260.23	1,225.00
x ₁₂	Tahun pembangunan	2000, 2001,.....	2012=9.24%; 2013=10.08%; 2014=9.24%; 2015=10.08%; 2016=10.92%; 2017=3.36%; 2018=10.08%; 2019=10.08%; 2020=8.40%; 2021=4.20%; 2022=9.24%; 2023=5.04%				
x ₁₃	Jumlah lantai bangunan	unit	1.00	2.05	2.00	0.48	4.00
y	Biaya konstruksi/m ²	Rupiah	2,448,416.67	4,942,418.62	4,564,158.66	1,556,579.09	12,245,897.40

4.2. Hasil Pemodelan Prediksi

4.2.1. Metode Regresi Linier

Nilai-nilai koefisien parameter yang dapat digunakan untuk membentuk persamaan model prediksi biaya konstruksi/m² bangunan rumah tinggal didapatkan dari hasil pemodelan regresi linier. Nilai-nilai koefisien tersebut dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Koefisien parameter variabel *dataset*

No.	Variabel	Koefisien Parameter
x ₁	<i>Inflation Rate</i>	90.36
x ₂	Nilai tukar Rupiah	-994.9
x ₃	<i>BI rate</i>	126550.0
x ₄	<i>Crude oil price</i>	-22173.1
x ₅	<i>Iron ore spot price</i>	30457.7
x ₆	Harga Emas	-3979.6
x ₇	IHSG	150.2
x ₈	GDP	149.6
x ₉	<i>Ratio debt to GDP</i>	158327.7
x ₁₀	Tinggi bangunan	97879.6
x ₁₁	Luas bangunan	-195.1
x ₁₃	Jumlah lantai bangunan	13051.9
a	Konstanta	2718938.0

Selanjutnya dapat dibuat persamaan regresi untuk menghitung nilai durasi rencana proyek konstruksi dengan menggunakan nilai parameter diatas seperti yang dapat dilihat pada Persamaan 8, sedangkan hasil evaluasi *data testing* metode regresi linier dapat dilihat pada Tabel 7.

$$Y = 2,718,938.0 + 90.36 \times \text{Inflation} - 994.9 \times \text{Nilai tukar Rupiah} + 126,550.0 \times \text{BI rate} - 22,173.1 \times \text{Crude oil price} + 30,457.7 \times \text{Iron ore spot price} - 3,979.6 \times \text{Harga Emas} + 150.2 \times \text{IHSG} + 149.6 \times \text{GDP} + 158,327.7 \times \text{Ratio debt to GDP} + 97,879.6 \times \text{Tinggi bangunan} - 195.1 \times \text{Luas bangunan} + 13,051.9 \times \text{Jumlah lantai bangunan} \quad (7)$$

Tabel 7. Hasil evaluasi *dataset* metode regresi linier

Metode Prediksi	Evaluasi Training				Evaluasi Testing			
	R	MAE (Rupiah)	RMSE (Rupiah)	MAPE (%)	R	MAE (Rupiah)	RMSE (Rupiah)	MAPE (%)
LR	0.70	824,095.80	1,200,269.27	16.02%	0.47	791,562.40	1,142,520.33	18.74%

4.2.2. Metode ANN

Pada pemodelan dengan metode ANN, dilakukan 1 simulasi pemodelan dengan kombinasi jumlah *neuron* dengan automasi program. Hasil evaluasi dataset untuk simulasi pemodelan ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil evaluasi *dataset* dengan metode ANN

Metode Prediksi	Jumlah Neuron		Evaluasi Training				Evaluasi Testing			
	Layer 1	Layer 2	R	MAE (Rupiah)	RMSE (Rupiah)	MAPE (%)	R	MAE (Rupiah)	RMSE (Rupiah)	MAPE (%)
ANN	Auto	Auto	0.73	772,642.74	1,157,644.35	14.96%	0.68	645,437.27	861,222.53	15.23%

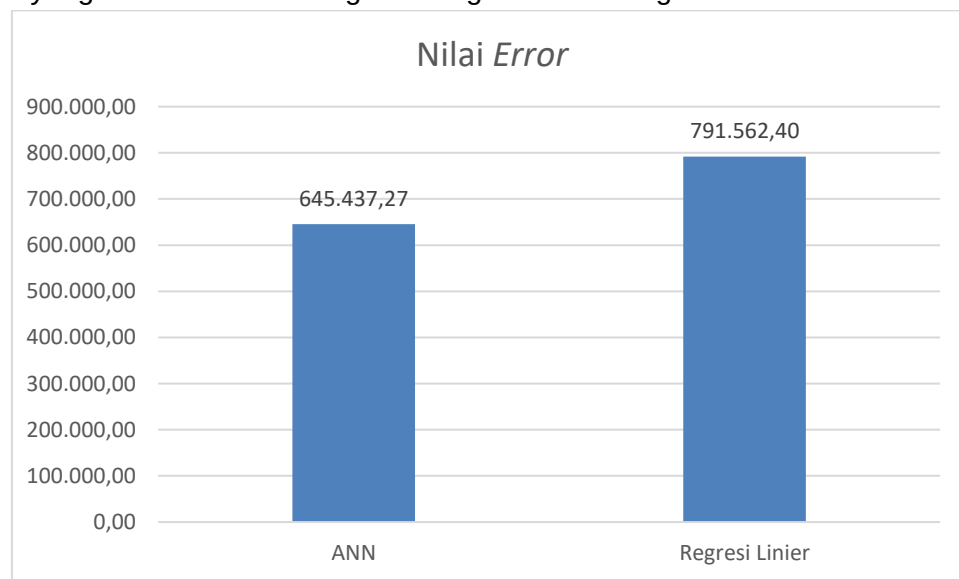
4.3. Evaluasi Model Prediksi

Setelah mendapatkan hasil prediksi *dataset* yang diperoleh pada setiap metode, diperlukan evaluasi perbandingan hasil terbaik. Tabel 10 menjelaskan mengenai hasil evaluasi dari setiap metode prediksi yang telah digunakan.

Tabel 9. Hasil evaluasi *dataset* dari setiap metode prediksi

Metode Prediksi	Evaluasi Data Testing			
	R	MAE (Rupiah)	RMSE (Rupiah)	MAPE (%)
ANN	0.68	645,437.27	861,222.53	15.23%
Regresi Linier	0.47	791,562.40	1,142,520.33	18.74%

ANN diketahui sebagai metode prediksi memiliki hasil yang lebih baik bila dibandingkan dengan metode regresi linier, dengan nilai *error* masing-masing yaitu MAE sebesar Rp 645,437.27, RMSE sebesar Rp 861,222.53, dan MAPE sebesar 15.23%. Menurut Moreno (2013), nilai MAPE tersebut dikategorikan sebagai nilai akurasi pemodelan yang baik ($10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$). Pada Gambar 5 menunjukkan bahwa metode ANN memiliki nilai MAE yang lebih kecil daripada metode lainnya. Oleh karena dapat disimpulkan bahwa metode ANN memiliki potensi untuk mengembangkan suatu model prediksi biaya konstruksi/m² proyek konstruksi yang lebih baik dibandingkan dengan metode regresi linier.



Gambar 5. Nilai MAE untuk setiap metode prediksi

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dengan evaluasi nilai *error* untuk pemodelan ANN yaitu MAE sebesar Rp 645,437.27, RMSE sebesar Rp 861,222.53, dan MAPE sebesar 15.23%. diketahui bahwa ANN dapat memberikan hasil yang baik dalam memprediksi biaya konstruksi/m² dibandingkan dengan Regresi Linier. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa ANN adalah metode pemodelan yang memiliki potensi yang paling baik dalam memprediksi biaya konstruksi/m² dengan klasifikasi untuk proyek bangunan rumah tinggal.

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

- Diperlukan lebih banyak dataset untuk memberikan lebih banyak tipe klasifikasi variabel sehingga mendapatkan hasil yang lebih akurat
- Diperlukan optimasi untuk pemodelan parameter ANN yang paling berpengaruh dalam memprediksi biaya konstruksi/m² rumah tinggal.
- Penelitian selanjutnya dapat melakukan prediksi dengan mempertimbangkan variabel marko ekonomi tambahan lainnya diantaranya consumer price index, total construction investment capital/year, consumer price index, dan upah pekerja.
- Diperlukan klasifikasi material bangunan pada material dinding untuk setiap tipe proyek konstruksi untuk mendapatkan hasil pemodelan yang lebih akurat apakah pada proyek konstruksi tersebut menggunakan bata merah atau bata putih.
- Penelitian selanjutnya dapat melakukan prediksi dengan metode regresi non-linier secara lebih dalam dan detail dengan diuji nilai evaluasi error untuk pemodelan regresi non-linier

6. DAFTAR REFERENSI

- Akram, Q. F. (2009). Commodity prices, interest rates and the dollar. *Energy Economics*, 31(6), 838–851. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2009.05.016>
- Atho'llah, M. I. (2021). Metode artificial neural network. Universitas 17 Agustus 1945.
- Ayu, S.K. (2008). Analisa dampak kenaikan harga BBM terhadap biaya konstruksi. [Skripsi, Fakultas Teknik Universitas Andalas, Padang]. <http://repository.unand.ac.id/view/divisions/sch=5Fphy/2008.html>
- Badan Pusat Statistik. (2017). Indeks harga perdagangan besar bahan bangunan / Konstruksi Indonesia, 2002-2017. <https://www.bps.go.id/statictable/2009/07/02/1458/indeks-harga-perdagangan-besar-bahan-bangunan-konstruksi-menurut-jenis-bangunan-konstruksi-bulanan-2002-2017.html>
- Chandra, H. P. (2004). Hubungan antara biaya konstruksi bangunan dengan inflasi (Studi kasus berbagai tipe bangunan di Jawa Timur 1993-1998). *Civil Engineering Dimension*, 1(2), 92-102. <https://doi.org/10.9744/ced.1.2.pp.92-102>
- Chandanshive, V. B., & Kambekar, A. R. (2019). Estimation of building construction cost using artificial neural networks. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 3(1), 91–107. <https://doi.org/10.22115/SCCE.2019.173862.1098>
- Cheng, Y. M. (2014). An exploration into cost-influencing factors on construction projects. *International Journal of Project Management*, 32(5), 850–860. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2013.10.003>
- El-Sawalhi, N. I., & Shehatto, O. (2014). A neural network model for building construction projects cost estimating. *Journal of Construction Engineering and Project Management*, 4(4), 9–16. <https://doi.org/10.6106/JCEPM.2014.4.4.009>

- Emanuel, T., & Prayogo, D. (2023). Prediksi harga material konstruksi di indonesia dengan menggunakan least squares support vector machine. *Dimensi Utama Teknik Sipil*, 10(1), 104–119. <https://doi.org/10.9744/duts.10.1.104-119>
- Gambo, M. J., & Ashen, M. (2012). Application of economic indicators in predicting construction cost escalation for residential buildings in Nigeria. *International Journal of Economic Development Research and Investment*, 3(1), 27-32. https://www.researchgate.net/profile/Moses-Gambo/publication/358983477_Application_of_Economic_Indicators_in_Predicting_Construction_Cost_Escalation_for_Residential_Buildings_in_Nigeria/links/6220e90019d1945aced2e5da/Application-of-Economic-Indicators-in-Predicting-Construction-Cost-Escalation-for-Residential-Buildings-in-Nigeria.pdf?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uliwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIn19
- Kuncoro, M. (200). *Metode riset untuk bisnis & ekonomi: Bagaimana meneliti & menulis tesis?* (3rd ed.). Erlangga
- Loren, R. R., Prayogo, D., & Budiman, J. (2022). Prediksi kebangkrutan dengan metode ann, svm, dan cart pada perusahaan properti, konstruksi, dan industri sejenis yang terdaftar di bei. *Dimensi Utama Teknik Sipil*, 9(2), 136–155. <https://doi.org/10.9744/duts.9.2.136-155>
- Lowe, D. J., Emsley, M. W., & Harding, A. (2006). Predicting construction cost using multiple regression techniques. *Journal of Construction Engineering and Management*, 132(7), 750–758. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2006\)132:7\(750\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2006)132:7(750))
- Mallick, H. (2011). Monetary policy, construction sector output and housing prices in india: An emerging economy perspective. *Applied Econometrics and International Development*, 11(1). https://econpapers.repec.org/article/eaeeinde/v_3a11_3ay_3a2011_3ai_3a1_5f15.htm
- Mansur, S. A., Hamid, A. R. A., Yusof, N. A., Bahru, J., My, S., & My, R. (2016). Rising trend in construction cost and housing price. *Journal of Advanced Research in Business and Management Studies*, 3(1), 94-104. https://www.researchgate.net/profile/Abdul-Rahim-Abdul-Hamid-2/publication/305615195_Rising_Trend_in_Construction_Cost_and_Housing_Price/links/57957b4608ae33e89fa50fbd/Rising-Trend-in-Construction-Cost-and-Housing-Price.pdf?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uliwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIn19
- Montaño Moreno, J. J., Palmer Pol, A., & Sesé Abad, A. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*, 25.4, 500–506. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- Musarat, M. A., Alaloul, W. S., & Liew, M. S. (2021). Impact of inflation rate on construction projects budget: A review. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(1), 407–414. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.04.009>
- Musyafa, A. (2017). Pengembangan model untuk memprediksi biaya pembangunan rumah layak huni berdasarkan harga bahan. *Teknisia*, 21(2), 274–280. <https://journal.uir.ac.id/teknisia/article/view/6819>
- Nguyen, P. T., & Nguyen, Q. L. H. T. T. (2020). Critical factors affecting construction price index: An integrated fuzzy logic and analytical hierarchy process. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(8), 197–204. <https://doi.org/10.13106/JAFEB.2020.VOL7.NO8.197>
- Nugroho, A., Beeh, Y. R., & Astuningdyas, H. (2010). Perancangan aplikasi rencana anggaran biaya(Rab)(Studi kasus pada dinas pekerjaan umum kota salatiga). *Jurnal Informatika*, 10(1), 10–18. <https://doi.org/10.9744/informatika.10.1.10-18>

- Setiawan, H., Yusuf M., A. & Sugiyanto. (2013). Pengaruh kenaikan bahan bakar minyak (BBM) terhadap biaya konstruksi. *Matrik Teknik Sipil*, 1(2), DOI: <https://doi.org/10.20961/mateksi.v1i2.37555>
- Tahapari, Y., Nugroho, A. S. B., & Suparma, L. B. (2021). Model estimasi biaya dengan cost significant model dan artificial neural network proyek peningkatan jalan aspal di yogyakarta. *Jurnal Teknik Sipil*, 16(2), 122–133. <https://doi.org/10.24002/jts.v16i2.4778>
- Yun, S. (2022). Performance analysis of construction cost prediction using neural network for multioutput regression. *Applied Sciences*, 12(19), 9592. <https://doi.org/10.3390/app12199592>