

PENGEMBANGAN MODEL PREDIKSI DURASI RENCANA PROYEK KONSTRUKSI DENGAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*

Lowig Caesar Sinaga¹ dan Doddy Prayogo²

^{1,2} Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

¹ lowigcaesar@gmail.com, ² prayogo@peter.petra.ac.id

ABSTRAK: Estimasi durasi proyek konstruksi merupakan unsur penting pada setiap proyek konstruksi. Ketidaktepatan dalam perhitungan estimasi durasi dapat mengakibatkan keterlambatan proyek konstruksi. Pada penelitian ini dilakukan evaluasi mengenai pemodelan prediksi durasi proyek konstruksi dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Empat indikator *error* dan satu indikator normalisasi digunakan untuk mengevaluasi pemodelan yang dihasilkan. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, model ANN memiliki nilai *Coefficient of Correlation* (R) sebesar 0.82, *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 33.72 hari, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 48.41 hari, dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 18.85%.

Kata kunci: prediksi, durasi proyek konstruksi, *artificial neural network*, ANN.

ABSTRACT: *Estimating the construction project duration is one of the important elements in every construction project. Inaccuracy in calculating the estimated duration can cause project delays. This research evaluates the prediction model for predicting the construction project duration using the Artificial Neural Network (ANN) method. Four error indicators and one normalization indicator are used to evaluate the prediction model. The results show that the ANN model has a Coefficient of Correlation (R) value of 0.82, Mean Absolute Error (MAE) of 33.72 days, Root Mean Squared Error (RMSE) value of 48.41 days, and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 18.85%.*

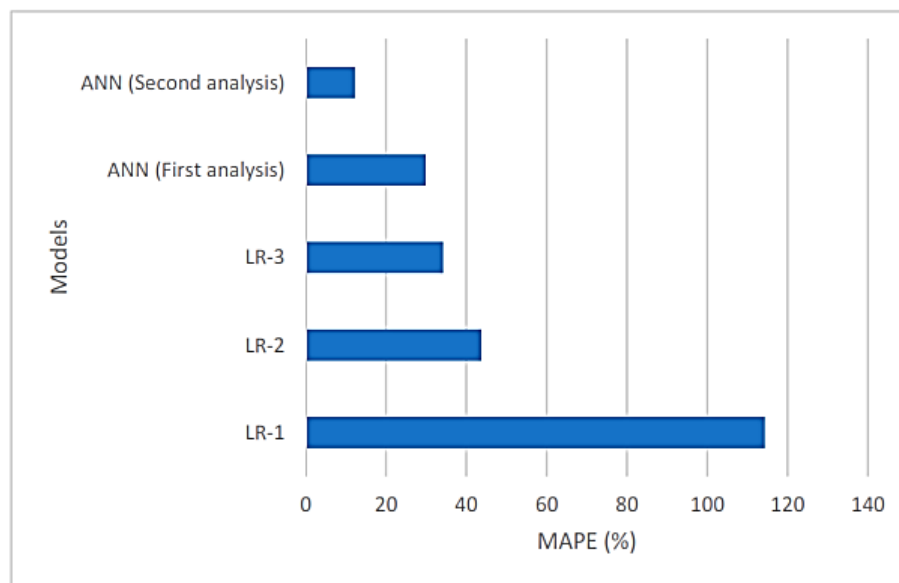
Keywords: *prediction, construction project duration, artificial neural network, ANN.*

1. PENDAHULUAN

Estimasi durasi proyek konstruksi merupakan salah satu unsur penting yang mengisi skenario dinamis pada setiap proyek konstruksi. Kunci utama keberhasilan melaksanakan proyek dengan tepat waktu adalah ketepatan proses perhitungan durasi proyek konstruksi, dengan dukungan perencanaan serta penjadwalan yang lengkap dan sistematis (Arditi & Patel, 1989). Setiap proyek konstruksi umumnya mempunyai rencana pelaksanaan dan jadwal pelaksanaan yang tertentu, kapan pelaksanaan proyek konstruksi tersebut harus dimulai, kapan harus diselesaikan dan bagaimana proyek tersebut akan dikerjakan (Proboyo, 1999). Pembuatan rencana dan jadwal durasi proyek konstruksi selalu mengacu pada hasil analisa dan estimasi yang ada pada saat rencana dan jadwal tersebut dibuat, karena itu masalah akan timbul apabila terjadi ketidaksesuaian antara hasil estimasi awal dengan kenyataan yang sebenarnya. Dewasa ini, kerap kali tim manajemen konstruksi tidak mampu untuk memenuhi target atau durasi waktu yang telah ditentukan (Lawalata et al., 2020). Ketidaktepatan dalam

perhitungan durasi rencana proyek konstruksi dapat mengakibatkan keterlambatan proyek konstruksi yang dapat merugikan pihak kontraktor dan pemilik.

Ada banyak penelitian yang telah dikembangkan untuk membuat model prediksi durasi proyek konstruksi. Beberapa penelitian menggunakan metode *Linear Regression* (LR) dan *Artificial Neural Network* (ANN) seperti Alsugair et al. (2023), A. P. C. Chan & D. W. M. Chan (2003), Gab-Allah et al. (2015), Kim et al. (2019), Lin et al. (2010), Petruseva et al. (2013), dan Yeom et al. (2018). Dalam penelitian Alsugair et al. (2023), dikembangkan model prediksi durasi konstruksi proyek dengan menggunakan metode ANN. Dari hasil penelitian tersebut, didapat bahwa permodelan dengan menggunakan ANN mempunyai hasil nilai *error* yang lebih kecil daripada menggunakan metode LR, seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Hasil penelitian Alsugair et. al. (2023)

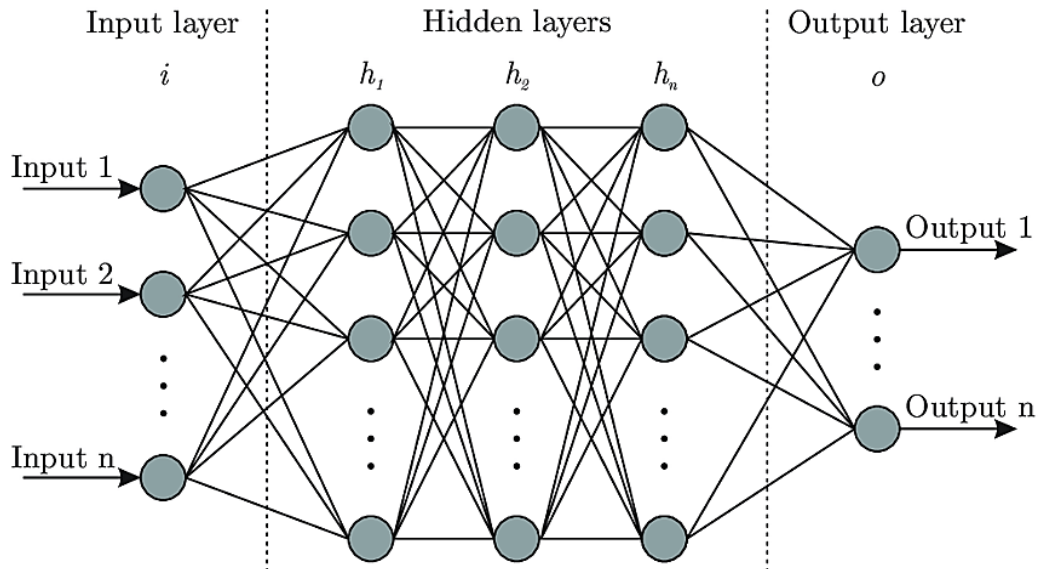
Walaupun sudah banyak penelitian yang menggunakan LR dan AI dalam memprediksi durasi rencana proyek konstruksi, namun sebagian hanya dipergunakan untuk bangunan rumah tinggal (A. P. C. Chan & D. W. M. Chan, 2003) serta bangunan gedung seperti perkantoran, apartemen, dan bangunan komersial lainnya (Alsugair et al., 2023; Gab-Allah et al., 2015; Kim et al., 2019; Lin et al., 2010; Petruseva et al., 2013; Yeom et al., 2018). Sejauh ini, masih belum ditemukan penelitian mengenai pemodelan durasi rencana untuk tipe proyek konstruksi selain rumah tinggal dan gedung.

Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan metode ANN untuk mengembangkan pemodelan yang dapat memprediksi durasi rencana proyek konstruksi. Selanjutnya pemodelan yang dihasilkan akan ditinjau ketepatan prediksi dengan cara melihat nilai *error* yang terjadi dan dilakukan normalisasi dengan Reference Index (RI). Nilai *error* yang ditinjau antara lain adalah nilai *Coefficient of Correlation* (R), *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2. LANDASAN TEORI

2.1. Metode ANN

Model ANN memiliki beberapa *layer* dalam komputasinya yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* menunjukkan komponen variabel, *hidden layer* menunjukkan titik-titik perhitungan, dan *output layer* menunjukkan hasil yang akan diprediksi maupun yang sudah diprediksi. Ilustrasi pemodelan dengan menggunakan metode ANN dapat dilihat di Gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi pemodelan metode ANN

2.2. Evaluasi Model Prediksi

Untuk mengukur nilai akurasi hasil prediksi, dapat digunakan empat indikator *error* dan normalisasi RI. Pada setiap indikator terdapat nilai y' yang merupakan nilai prediksi, y nilai aktual, dan n jumlah data. Rumus perhitungan tiap indikator *error* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Perhitungan indikator *error*

Indikator	Rumus
R	$\frac{n \sum y \cdot y' - (\sum y)(\sum y')}{\sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2} \sqrt{n(\sum y'^2) - (\sum y')^2}}$
MAE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y - y' $
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y' - y)^2}$
MAPE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y - y'}{y} \right $

Normalisasi RI digunakan untuk memberikan bobot penilaian pada setiap simulasi pemodelan ANN untuk menentukan pemodelan yang paling akurat, yang diberikan pada Persamaan 1.

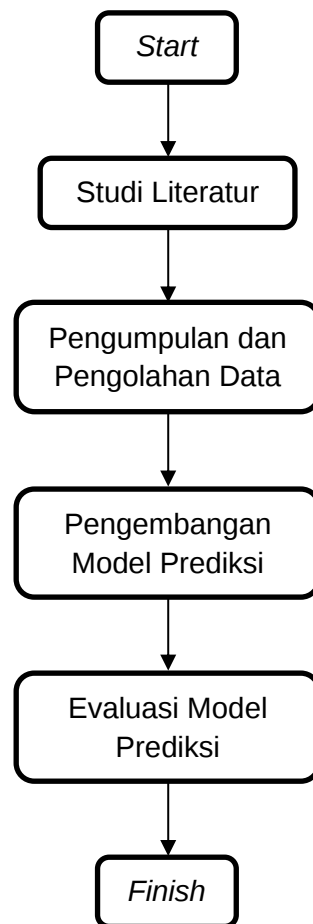
$$RI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{P_i - P_{min,i}}{P_{max,i} - P_{min,i}} \right) \quad (1)$$

Dimana n = jumlah simulasi model ANN; P_i = nilai ke- i pada 1 simulasi model ANN. Nilai RI berkisar antara 0 hingga 1, dimana nilai 1 menggambarkan model prediksi yang paling akurat.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Tahapan Penelitian

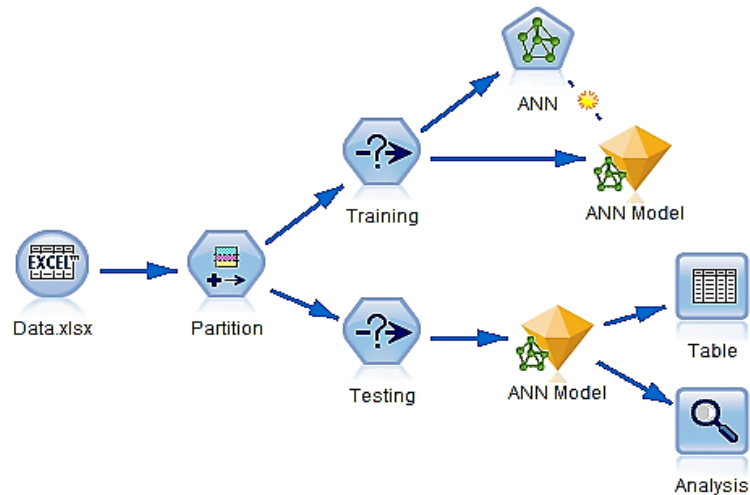
Penelitian ini diawali dengan studi literatur untuk menentukan faktor-faktor yang akan menjadi variabel penelitian. Selanjutnya, data yang didapat dari gambar kerja, Rencana Anggaran Biaya (RAB), dan dokumen kontrak proyek dikumpulkan lalu dilakukan pengolahan berupa *data preprocessing* untuk mengeliminasi data *outlier* yang dianggap tidak relevan. Kemudian dilakukan pengembangan model prediksi yang dievaluasi terhadap 4 indikator *error* dan dilanjutkan dengan normalisasi RI. Diagram alir penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alir tahapan penelitian

3.2. Pemodelan ANN 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. Gambar 4 memberi ilustrasi pemodelan ANN dengan menggunakan IBM SPSS Modeler 18.0.



Gambar 4. Ilustrasi pemodelan ANN menggunakan IBM SPSS Modeler 18.0

3.3. Variabel Penelitian

Sebanyak 16 variabel penelitian (15 variabel *input* X dan 1 variabel *output* Y) dihasilkan dari studi literatur dan dalam hal ini adalah faktor yang mempengaruhi durasi rencana proyek konstruksi seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Definisi operasional variabel

No.	Variabel	Satuan/Klasifikasi
X1	Luas Bangunan	m ²
X2	Tingkatan Kontraktor	1 = Kecil
		2 = Menengah
		3 = Besar
X3	Jumlah Tingkat Bangunan	Tingkat
X4	Jumlah Kolom Struktur	Unit
X5	Luas <i>Landscape</i>	m ²
X6	Tinggi Bangunan	m'
X7	Volume Pekerjaan Beton	m ³
X8	Volume Pekerjaan Baja	kg
X9	Tahun Konstruksi	2012 - 2023
X10	Tipe Proyek	1 = Rumah Tinggal
		2 = Komersial
		3 = Gudang
		4 = Pabrik
X11	Tipe Pondasi	1 = Setempat/Lajur
		2 = <i>Bored Pile/Strauss</i>
		3 = Tiang Pancang
X12	Tipe Pemilik	1 = Perorangan/Swasta
		2 = Pemerintah/BUMN
X13	Tipe Kontrak	1 = <i>Lump Sum</i>
		2 = <i>Unit Price</i>
X14	Lokasi Proyek	1 = Perkotaan

No.	Variabel	Satuan/Klasifikasi
		2 = Daerah
X15	Metode Pemilihan Kontraktor	1 = Tender
		2 = Pemilihan
		3 = Penunjukan
Y	Durasi Rencana	Hari

3.4. Pengaturan Parameter

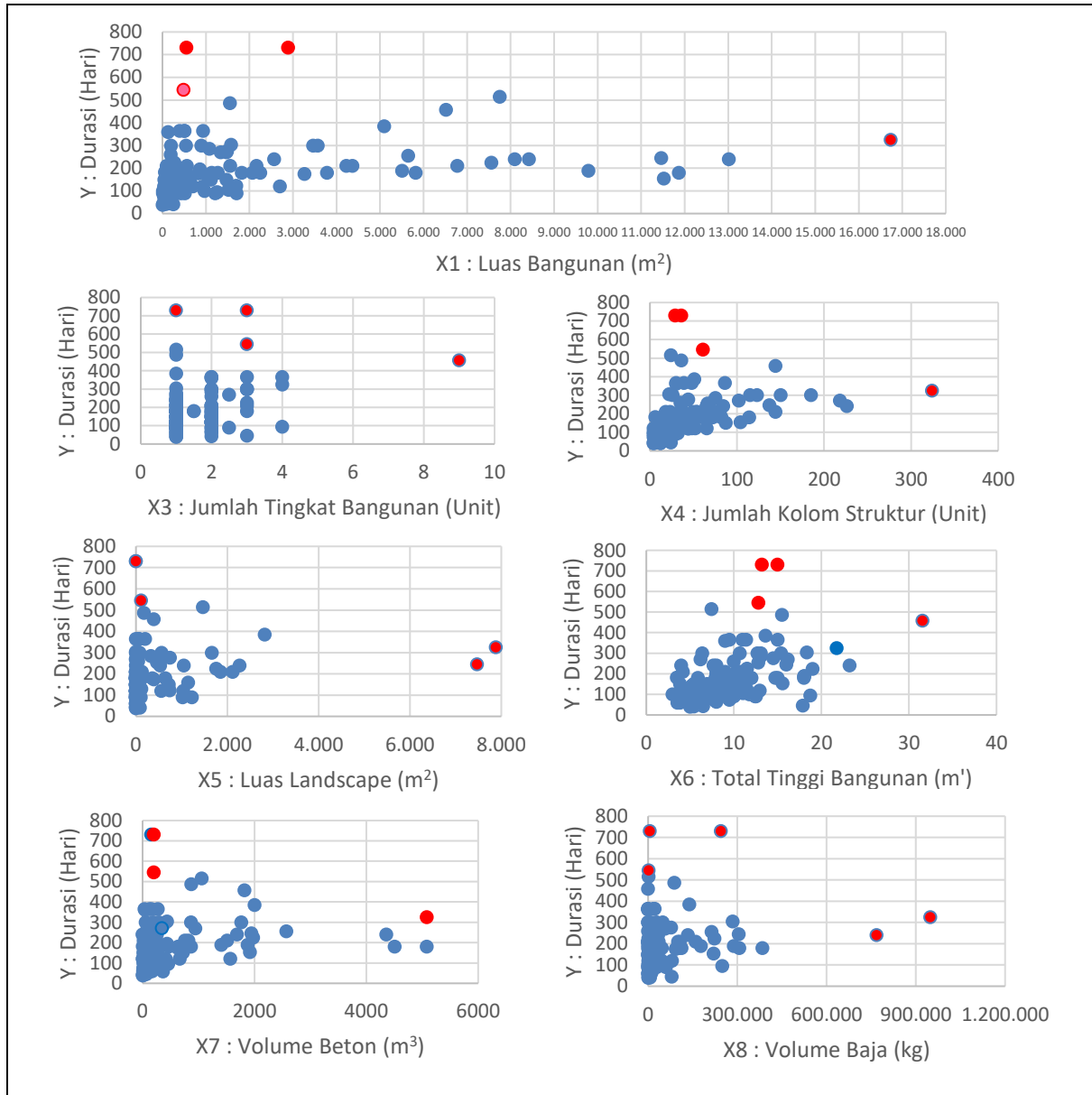
Parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah pengaturan standar dari program IBM SPSS Modeler 18.0 dan simulasi yang menggunakan metode *Design of Experiment* (DOE). DOE adalah sebuah metode pendekatan sistematis untuk mengevaluasi sebuah sistem atau proses. DOE merupakan salah satu metode statistik yang penting bagi penelitian yang menangani simulasi dalam berbagai macam aplikasi dengan tingkat keberhasilan yang tinggi (Balestrassi, 2008). Dalam penelitian ini, parameter yang disimulasikan dalam DOE adalah parameter *hidden layer* dengan angka kombinasi 1 dan 2, serta *number of hidden neuron* dengan angka kombinasi 1, 5, dan 10 seperti yang terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengaturan parameter

Parameter	Standar	DOE
<i>ANN Modeling</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>	
<i>Max. Training Time</i>	<i>15 Minutes</i>	
<i>Max. Number of Cycle</i>	1000	
<i>Hidden Layer</i>	<i>Automatic</i>	{1, 2}
<i>Number of Hidden Neuron</i>	<i>Automatic</i>	{1, 5, 10}

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebanyak 122 data proyek konstruksi didapat dari proses pengumpulan data. *Data outlier* (notasi titik merah) dieliminasi dalam proses *data preprocessing* seperti pada Gambar 5.

Gambar 5. Proses eliminasi data *outlier*

Terdapat 18 data *outlier* yang dieliminasi dan menghasilkan 104 data yang akan digunakan dalam pemodelan. Statistik deskriptif untuk *dataset* pemodelan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Statistik deskriptif *dataset* pemodelan

No.	Variabel	Satuan/Klasifikasi	Min.	Mean	Median	Std. Dev.	Max.
X1	Luas Bangunan	m ²	13.05	2,142.74	591.86	3,439.42	16,738.62
X2	Tingkatan Kontraktor	1 = Kecil 2 = Menengah 3 = Besar	1 = 22.12%; 2 = 75.96%; 3 = 1.92%				
X3	Jumlah Tingkat Bangunan	Tingkat	1	1.56	1	1.02	9
X4	Jumlah Kolom Struktur	Unit	4	50.47	32	52.49	324
X5	Luas Landscape	m ²	0	598.8	0	2,562.16	23,807
X6	Tinggi Bangunan	m'	3	10.17	9	5.55	40.45
X7	Volume Beton	m ³	0	797.21	161.88	2,661.05	25,669
X8	Volume Baja	Kg	0	88,320.26	17,154.17	306,838.65	2,862,059

No.	Variabel	Satuan/Klasifikasi	Min.	Mean	Median	Std. Dev.	Max.
X9	Tahun Konstruksi	2012, 2013, . . .	2012 = 4.81%; 2013 = 2.88%; 2014 = 0.96%; 2015 = 1.92%; 2016 = 4.81%; 2017 = 2.88%; 2018 = 10.58%; 2019 = 7.69%; 2020 = 21.15%; 2021 = 6.73%; 2022 = 23.08%; 2023 = 12.5%				
X10	Tipe Proyek	1 = Rumah Tinggal 2 = Komersial 3 = Gudang 4 = Pabrik	1 = 12.5%; 2 = 28.85%; 3 = 49.04 %; 4 = 9.62%				
X11	Tipe Pondasi	1 = Setempat/Lajur 2 = Bored Pile/Strauss 3 = Tiang Pancang	1 = 25.96%; 2 = 30.77%; 3 = 43.27%				
X12	Tipe Pemilik	1 = Swasta 2 = Pemerintah	1 = 92.31%; 2 = 7.69%				
X13	Tipe Kontrak	1 = Lump Sum 2 = Unit Price	1 = 49.04%; 2 = 50.96%				
X14	Lokasi Proyek	1 = Kota 2 = Daerah	1 = 61.54%; 2 = 38.46%				
X15	Metode Pemilihan Kontraktor	1 = Tender 2 = Pemilihan 3 = Penunjukkan	1 = 56.73%; 2 = 20.19%; 3 = 23.08%				
Y	Durasi Rencana	Hari	60	183.3	180	79.18	457

Setiap simulasi pemodelan ANN selanjutnya dievaluasi seperti yang terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil evaluasi *dataset* dengan metode ANN

Metode Prediksi	Jumlah Neuron		Evaluasi Data Training					Evaluasi Data Testing				
	Layer 1	Layer 2	R	MAE (Hari)	RMSE (Hari)	MAPE (%)	RI	R	MAE (Hari)	RMSE (Hari)	MAPE (%)	RI
ANN1	Auto	Auto	0.87	32.44	38.02	20.41%	0.92	0.74	42.08	58.05	23.83%	0.48
ANN2	1	-	0.77	38.91	48.36	24.78%	0.32	0.75	40.23	56.33	21.91%	0.61
ANN3	5	-	0.86	30.90	39.60	18.84%	0.96	0.82	33.72	48.41	18.85%	1.00
ANN4	10	-	0.78	37.81	48.14	23.28%	0.40	0.71	43.39	60.53	22.09%	0.46
ANN5	1	1	0.76	39.08	50.00	23.17%	0.32	0.74	41.52	59.01	20.69%	0.59
ANN6	5	1	0.85	31.49	39.99	20.05%	0.89	0.71	42.67	60.40	22.60%	0.44
ANN7	10	1	0.86	31.89	39.36	19.36%	0.93	0.71	41.89	60.86	21.83%	0.49
ANN8	1	5	0.78	38.10	47.80	22.92%	0.41	0.63	46.61	66.71	23.34%	0.18
ANN9	5	5	0.86	30.97	39.21	20.57%	0.90	0.73	42.29	57.94	22.86%	0.50
ANN10	10	5	0.83	33.48	42.32	20.60%	0.76	0.77	37.18	54.28	19.97%	0.77
ANN11	1	10	0.72	43.12	53.96	26.28%	0.00	0.62	50.41	68.60	25.92%	0.00
ANN12	5	10	0.81	35.86	45.67	22.95%	0.53	0.73	42.48	59.03	21.62%	0.53
ANN13	10	10	0.78	39.26	47.93	24.20%	0.35	0.71	40.65	61.19	20.96%	0.53

Pemodelan ANN3 (notasi cetak tebal) diketahui sebagai pemodelan prediksi yang memiliki hasil lebih baik dibandingkan simulasi pemodelan lainnya dengan nilai RI tertinggi dan MAPE sebesar 18.85% yang dikategorikan sebagai nilai akurasi yang baik.

Dalam upaya validasi, maka selanjutnya pemodelan ANN diaplikasikan pada tipe proyek konstruksi gudang saja yang memiliki jumlah *dataset* terbanyak dibandingkan tipe proyek lainnya dengan jumlah data sebanyak 51 data. ANN5 (notasi cetak tebal) adalah pemodelan terbaik seperti yang terlihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil evaluasi *data set* dengan metode ANN untuk tipe proyek konstruksi gudang

Metode Prediksi	Jumlah Neuron		Evaluasi Data Training					Evaluasi Data Testing				
	Layer 1	Layer 2	R	MAE (Hari)	RMSE (Hari)	MAPE (%)	RI	R	MAE (Hari)	RMSE (Hari)	MAPE (%)	RI
ANN1	Auto	Auto	0.86	20.08	25.04	13.98%	0.66	0.70	34.10	43.18	19.61%	0.23
ANN2	1	-	0.84	20.48	24.74	14.51%	0.61	0.70	32.19	37.95	18.56%	0.46
ANN3	5	-	0.79	26.03	33.64	19.37%	0.07	0.63	33.94	43.64	19.60%	0.15
ANN4	10	-	0.90	17.66	23.60	12.16%	0.88	0.66	28.75	39.53	16.89%	0.60
ANN5	1	1	0.80	23.58	28.21	16.97%	0.33	0.76	26.92	30.98	15.87%	1.00
ANN6	5	1	0.91	16.04	20.79	11.79%	1.00	0.71	30.02	36.79	17.78%	0.62
ANN7	10	1	0.83	22.98	28.11	17.10%	0.38	0.67	31.76	37.71	19.04%	0.41
ANN8	1	5	0.76	26.77	32.63	19.02%	0.03	0.62	31.96	41.71	18.18%	0.32
ANN9	5	5	0.90	18.46	23.83	13.13%	0.83	0.55	34.17	44.11	20.25%	0.00
ANN10	10	5	0.91	19.02	22.83	13.60%	0.82	0.65	30.74	36.55	18.94%	0.45
ANN11	1	10	0.84	20.56	25.64	14.05%	0.60	0.67	31.12	38.36	18.25%	0.47
ANN12	5	10	0.86	23.09	29.44	15.35%	0.46	0.68	33.71	39.54	19.68%	0.30
ANN13	10	10	0.89	18.21	24.58	13.09%	0.79	0.67	32.65	42.19	19.23%	0.29

Berdasarkan hasil analisis pemodelan ANN untuk proyek konstruksi gudang, disimpulkan bahwa dengan memperkecil lingkup tipe proyek, dapat memberikan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan jika digunakan keseluruhan tipe proyek. Parameter model ANN terbaik untuk *dataset* proyek konstruksi gudang memiliki nilai pengaturan parameter yang berbeda dengan parameter model ANN terbaik untuk *dataset* proyek konstruksi secara keseluruhan. Sehingga, apabila terjadi perubahan tipe *dataset*, maka diperlukan pengaturan parameter model ANN yang berbeda.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dengan evaluasi nilai *error* dan normalisasi pembobotan RI, diketahui bahwa ANN dapat memberikan hasil yang baik dalam memprediksi durasi rencana proyek konstruksi. Kemudian, setelah dilakukan validasi dengan pengaplikasian terhadap tipe proyek konstruksi gudang, didapatkan nilai *error* yang lebih kecil dari model prediksi yang menggunakan keseluruhan tipe proyek. Sehingga, dapat ditarik kesimpulan bahwa metode ANN adalah metode pemodelan yang baik dalam memprediksi durasi rencana proyek konstruksi dengan adanya klasifikasi untuk setiap tipe proyek konstruksi.

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

1. Diperlukan lebih banyak *dataset* untuk memberikan lebih banyak tipe klasifikasi variabel sehingga mendapatkan hasil yang lebih akurat.
2. Diperlukan proses optimasi untuk menentukan parameter AI (*parameter tuning*), dalam hal ini metode ANN yang paling baik dalam memprediksi durasi proyek konstruksi.
3. Diperlukan klasifikasi *dataset* menjadi berdasarkan tipe proyek konstruksi untuk mendapatkan hasil pemodelan yang lebih akurat.

6. DAFTAR REFERENSI

- Alsugair, A. M., Al-Gahtani, K. S., Alsanabani, N. M., Alabduljabbar, A. A., & Almohsen, A. S. (2023). Artificial neural network model to predict final construction contract duration. *Applied sciences (Switzerland)*, 13(14). <https://doi.org/10.3390/app13148078>.
- Arditi, D., & Patel, B. K. (1989). Impact analysis of owner-directed acceleration. *Journal of Construction Engineering and Management, ASCE*, Vol. 115, No. 1, pp. 144-157.
- Balestrassi, P. P., Popova, E., Paiva, A. P., & Marangon Lima, J. W. (2009). Design of experiments on neural network's training for nonlinear time series forecasting. *Neurocomputing*, 72(4-6), 1160-1178. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.02.002>.
- Chan, A. P. C. & Chan, D. W. M. (2003). A benchmark model for construction duration in public housing developments. *International Journal of Construction Management*, 3(1), 1–14. <https://doi.org/10.1080/15623599.2003.10773032>.
- Gab-Allah, A. A., Ibrahim, A. H., & Hagrass, O. A. (2015). Predicting the construction duration of building projects using artificial neural networks. *Int. J. Applied Management Science*, Vol. 7, Issue 2.
- Kim, Y. J., Yeom, D. J., & Kim, Y. S. (2019). Development of construction duration prediction model for project planning phase of mixed-use buildings. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 18(6), 586–598. <https://doi.org/10.1080/13467581.2019.1696207>
- Lawalata, Y., Mochtar, K., & Simanjuntak, M. (2020). Analisa estimasi durasi proyek dalam rangka meningkatkan kinerja waktu pada proyek-proyek perusahaan 'X'. Prosiding Seminar Nasional Teknik Sipil 2020. Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Surakarta.
- Lin, M. C., Tserng, H. P., Ho, S. P., & Young, D. L. (2011). Developing a construction-duration model based on a historical dataset for building project. *Journal of Civil Engineering and Management*, Vol. 17, No. 4, 529–539. <https://doi.org/10.3846/13923730.2011.625641>.
- Petruseva, S., Zujo, V., & Pancovoska, V. (2013). Neural network prediction model for construction project duration. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) ISSN: 2278-0181*, Vol. 2, Issue 11.
- Proboyo, B. (1999). Keterlambatan waktu pelaksanaan proyek: klasifikasi dan peringkat dari penyebab-penyebabnya. *Dimensi Teknik Sipil*, Vol. 1, No. 2.
- Yeom, D. J., Seo, H. M., Kim, Y. J., Cho, C. S., & Kim, Y. (2018). Development of an approximate construction duration prediction model during the project planning phase for general office buildings. *Journal of Civil Engineering and Management*, 24(3), 238–253. <https://doi.org/10.3846/jcem.2018.1646>.