

Pemodelan *Artificial Neural Network* untuk Estimasi Biaya Proyek Peningkatan Jalan Aspal dengan Variabel Bebas Dimensi Item Pekerjaan

M.F. Akbar¹, T.N. Handayani^{1*}, Ashar Saputra¹

¹Departemen Teknik Sipil dan Lingkungan, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, INDONESIA

*Corresponding author: tantri.n.h@ugm.ac.id

INTISARI

Estimasi biaya proyek merupakan salah satu langkah krusial yang menjadi salah satu paramter keberhasilan proyek konstruksi. Pada tahap perencanaan, estimasi biaya konseptual proyek dihadapkan pada minimnya informasi yang ada tanpa mengindahkan keakuratan perhitungan. Praktik perhitungan yang terjadi yaitu masih bertumpu pada subjektivitas estimator, sehingga menghasilkan nilai *error* yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk membentuk suatu model estimasi biaya konseptual proyek peningkatan jalan aspal dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Pemodelan dilakukan dengan menggunakan 30 data historis proyek peningkatan jalan aspal di Indonesia dengan variabel terikat (*y*) berupa total biaya pekerjaan perkerasan aspal serta variabel bebas (*x*) berupa dimensi dari beberapa item pekerjaan seperti AC-BC, AC-WC, serta LPA A yang ditentukan dengan *Cost Significant Item* (CSI) untuk mengidentifikasi signifikansi item pekerjaan terhadap biaya proyek. Perangkat lunak MATLAB digunakan untuk pemodelan ANN dengan 3 variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer* yakni 15, 20, dan 25. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa ketiga variasi tersebut sudah dapat menghasilkan nilai *Mean Average Percentage Error* (MAPE) di bawah 5% dengan hasil terbaik pada model ANN dengan 20 *neuron* yaitu sebesar 2.77%. Nilai MAPE tersebut menunjukkan bahwa pemodelan ANN yang diusulkan sudah cukup akurat. Hasil penelitian diharapkan dapat membantu proses estimasi biaya pada tahap konseptual serta menjadi kontrol terhadap pembuatan rencana anggaran biaya khususnya pada proyek peningkatan jalan aspal.

Kata kunci: *Artificial Neural Network* (ANN), *Cost Significant Item* (CSI), estimasi biaya konseptual.

1 PENDAHULUAN

Estimasi biaya merupakan sebuah proses perkiraan biaya akhir proyek berdasarkan informasi yang tersedia pada fase tertentu dalam pengembangan proyek konstruksi, yakni dari tahap konseptual hingga tahap akhir (Turochy et al., 2001). Estimasi biaya merupakan langkah yang cukup krusial mengingat peranan estimasi yang akurat diperlukan oleh pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan yang lebih bijaksana (Arafa & Alqedra, 2010). Berdasarkan siklus, estimasi biaya ini diklasifikasikan menjadi *Conceptual Cost Estimation* (CCE), *detailed cost estimation*, dan *definitive estimation* (Phaobunjong, 2002). Pada tahap konseptual, CCE memungkinkan untuk memberikan perkiraan biaya pada tahap awal proyek meskipun informasi yang tersedia terbatas, serta memungkinkan klien dan pemangku kepentingan untuk membuat keputusan awal tentang kelanjutan proyek (Jumas, 2020). Namun demikian, terdapat berbagai faktor yang dapat mempengaruhi biaya bangunan sehingga menimbulkan banyak ketidakpastian. Beberapa permasalahan dalam estimasi biaya pada tahap konseptual proyek terdiri dari kurangnya informasi yang ada, minimnya *database* harga satuan, metode estimasi biaya yang tidak tepat, dan ketidakpastian faktor eskternal yang sulit untuk diprediksi meliputi aspek lingkungan, politik, sosial, dan eskternal (Mahamid, 2013).

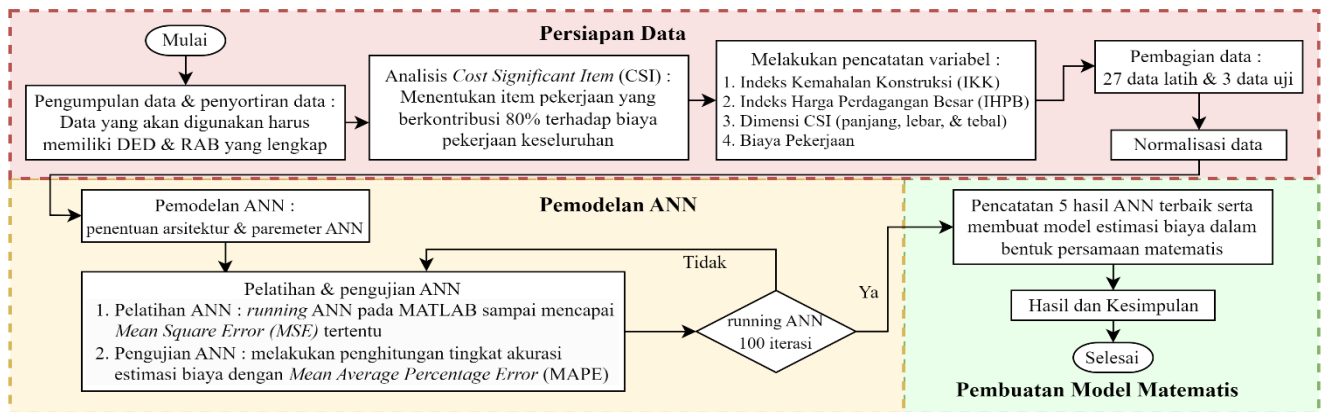
Dalam hal ini, praktik estimasi biaya dengan penilaian berdasarkan pengalaman subjektif atau membuat analogi dengan proyek-proyek serupa untuk menghasilkan estimasi biaya yang deterministik menjadi salah satu solusi sementara. Namun begitu, hal tersebut menghasilkan estimasi yang kurang akurat dan bervariasi mengingat adanya subjektivitas dan pembuatan analogi berdasarkan proyek-proyek sebelumnya tanpa didasarkan pada ilmu pengetahuan (Chou, 2011). Estimator tidak dapat dengan benar memperkirakan biaya bangunan menggunakan metode linier sederhana karena proses evaluasi yang begitu kompleks dan tidak pasti (Salahaldain et al., 2023). Oleh karena itu, dalam rangka mengurangi kesalahan proses estimasi telah menghasilkan studi-studi yang sebagian besar telah mencoba memanfaatkan model matematika, teknik *machine learning*, dan sebagainya untuk mengatasi estimasi biaya yang tidak akurat. Teknik *machine learning* yang paling sering dipilih dalam estimasi biaya proyek konstruksi pada tahun 1985-2020 adalah ANN (Tayefeh Hashemi et al., 2020). Menurut Barakchi et al. (2017), kelebihan dari ANN dibandingkan dengan metode perhitungan lainnya adalah tidak perlu pengujian statistik tertentu untuk data input dan hubungan antara variabel yang memengaruhi biaya tidak perlu diidentifikasi sebelumnya. Selain itu, ANN memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menangani data yang rusak, tidak akurat, dan terdistorsi.

Peško et al. (2013) melakukan pemodelan ANN untuk estimasi biaya pendahuluan serta durasi proyek konstruksi jalan perkotaan di Republik Kroasia dimana variabel bebas berupa volume item pekerjaan dan kompleksitas pekerjaan. Hasil pemodelan menghasilkan nilai MAPE estimasi biaya terbaik sebesar 4.25% dan MAPE durasi terbaik sebesar 2.33%. Hal serupa juga dilakukan oleh Barros et al. (2018) yakni mengembangkan teknik estimasi biaya yang lebih akurat untuk proyek konstruksi jalan raya di Brazil dengan 11 variabel bebas berupa volume serta spesifikasi dari beberapa item pekerjaan. Pemodelan ANN ini menghasilkan nilai MAPE terbaik sebesar 2.82%. Tijanić et al. (2020) membentuk sebuah model untuk estimasi biaya aktual proyek konstruksi jalan di Republik Kroasia dengan nilai MAPE sebesar 13.06% menggunakan variabel bebas berupa dimensi jalan serta rencana biaya dan waktu proyek. Dari berbagai penelitian tersebut, keefektifan ANN diuji Tahapari et al. (2021) dengan membandingkan penggunaan *Cost Significant Model* (CSM) dan ANN dalam mengestimasi biaya peningkatan jalan dengan menggunakan variabel bebas berupa biaya item pekerjaan yang signifikan/*Cost Significant Item* (CSI). Dari penelitian ini didapatkan bahwa ANN menghasilkan MAPE yang lebih baik daripada CSM yaitu sebesar 8.132%. Penelitian-penelitian yang sudah dilakukan ini menunjukkan bahwa penggunaan ANN sudah menghasilkan estimasi biaya proyek jalan dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menggali lebih lanjut penggunaan ANN untuk estimasi biaya proyek. Model matematika yang dihasilkan dari ANN sangat berguna dan memberikan manfaat yang baik dalam membuat estimasi biaya proyek pada tahap konseptual, karena informasi yang diperlukan dapat diekstraksi dengan mudah dari sketsa atau definisi lingkup proyek (Mahamid, 2013).

Menurut Permen PUPR No. 03/PRT/M/2015, peningkatan jalan adalah tindakan untuk meningkatkan kemampuan ruas jalan yang kondisinya tidak stabil atau kritis agar kembali stabil sesuai dengan umur rencana. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan suatu model dalam mengestimasi biaya proyek pada tahap konseptual dengan bantuan ANN untuk proyek peningkatan jalan aspal. Model ini dikembangkan berdasarkan data proyek peningkatan jalan aspal yang telah dilaksanakan di Indonesia dengan variabel yang belum pernah digunakan sebelumnya, yaitu berupa dimensi dari beberapa item pekerjaan yang berpengaruh signifikan pada biaya pekerjaan secara keseluruhan. Model matematika yang dihasilkan ANN diharapkan dapat membantu proses estimasi biaya pada tahap konseptual serta menjadi kontrol dalam pembuatan rencana anggaran biaya, khususnya pada proyek peningkatan jalan aspal.

2 METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, dilakukan terdapat 3 (tiga) tahap utama yakni 1) Persiapan data, 2) Pemodelan ANN, dan 3) Pembuatan model matematis. Metode penelitian secara lengkap ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Bagan Alir Penelitian

Pada tahap 1) Persiapan data, dilakukan pengumpulan studi kasus sebanyak 30 proyek peningkatan jalan aspal tingkat kabupaten yang sudah selesai dikerjakan. Data tersebut tersebar menjadi 6 kabupaten di Indonesia dalam rentang tahun 2019-2022. Data yang dikumpulkan berupa Rencana Anggaran Biaya (RAB) dan juga gambar rencana dari setiap proyek. Variabel bebas (x) yang digunakan berupa dimensi (panjang, lebar, dan tinggi) dari item pekerjaan yang dipilih melalui *Cost Significant Item* (CSI). Hal ini dilakukan dengan dasar bahwa 80% biaya total pekerjaan hanya terdiri dari beberapa item pekerjaan yang merupakan CSI (Mohamed et al., 2012). Namun begitu, dengan pertimbangan lokasi dan juga inflasi yang menjadi penentu biaya, Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) konstruksi dan juga Indeks Kemahalan Konstruksi (IKK) yang diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) juga dipertimbangkan sebagai variabel bebas (x). Adapun variabel terikat (y) yang digunakan adalah estimasi biaya perkerasan yang terdiri dari pekerjaan perkerasan berbutir dan perkerasan aspal. Dari 30 data proyek peningkatan

jalan aspal yang ada, 3 data dijadikan data uji (proyek 4, 8, dan 21) sementara 27 data lainnya dijadikan data latih yang dipilih secara *random*. Sebelum diolah ke dalam ANN, dilakukan normalisasi data yang berguna untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki skala yang seragam untuk mencegah dominasi fitur, mempercepat konvergensi model, meningkatkan stabilitas pembelajaran, dan meningkatkan kemampuan generalisasi (Aksu et al., 2019). Dengan menyesuaikan rentang nilai setiap fitur, normalisasi membantu ANN dalam mengidentifikasi pola dan relasi antar fitur dengan lebih efisien, serta menghasilkan model yang lebih baik dalam menggeneralisasi prediksi pada data baru. Normalisasi dilakukan dengan metode Z-score yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$S = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

dengan :

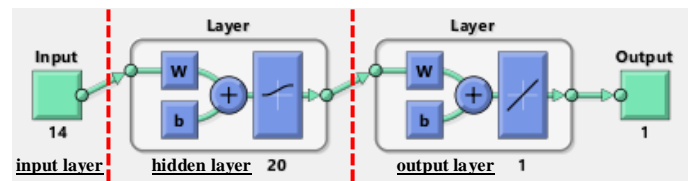
S : Data normalisasi

X : Data aktual

μ : Rata-rata

σ : Standar deviasi

Proses pemodelan ANN pada penelitian ini dilakukan dengan MATLAB yang terdapat *Artificial Neural Network Toolbox* dimana dapat digunakan untuk merancang, mengimplementasikan, serta memvisualisasikan ANN. Hal ini memungkinkan untuk merancang ANN dengan cara yang sederhana dan mudah dipahami. Arsitektur ANN dibuat dengan metode *backpropagation* dengan 1 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Pada *input layer* terdapat 11 *neuron* dan pada *output layer* terdapat 1 *neuron*. Sedangkan pada *hidden layer* terdapat variasi dengan 15, 20, dan 25 *neuron*. Contoh arsitektur ANN dengan 11 *neuron* pada *input layer*, 20 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 *neuron* pada *output layer* dalam MATLAB dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur ANN MATLAB

Setelah proses persiapan data serta penentuan arsitektur ANN telah selesai, maka dapat dilakukan pelatihan. Pada saat pelatihan ANN, MATLAB melakukan sejumlah iterasi untuk menyesuaikan bobot dan bias sampai mendapatkan nilai *Mean Square Error* (MSE) yang telah ditentukan. Setelah proses pelatihan selesai, maka dilakukan pengujian ANN dengan menghitung nilai *Percentage Error* (PE) pada data setiap uji. Tingkat akurasi pemodelan ANN didapatkan dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang merupakan rata-rata perbandingan estimasi biaya keluaran ANN dengan estimasi biaya aktual pada data uji. Menurut Naik & Radhika (2015), nilai PE dan MAPE dapat memberikan gambaran tentang seberapa baik model ANN dalam melakukan estimasi biaya. Semakin rendah nilainya, maka semakin baik kinerja model ANN. Semakin tinggi nilainya, maka semakin buruk kinerja model ANN dalam mengestimasi biaya proyek. Nilai keduanya dapat dihitung melalui persamaan 2 dan 3.

$$PE = \frac{E_A - E_N}{E_A} \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{E_A - E_N}{E_A} \right|}{n} \times 100\%$$

dengan:

E_A : Estimasi biaya aktual

E_N : Estimasi biaya ANN

n : jumlah data

Proses pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak 100 kali. Pada setiap iterasi, dilakukan pencatatan nilai bobot akhir dan bias akhir yang dihasilkan MATLAB. Selain itu, juga dilakukan pencatatan terhadap nilai PE dan MAPE. Dari 100 iterasi yang dilakukan, diambil 5 model ANN dengan nilai MAPE terendah. Kemudian, dibuat persamaan matematis dari model ANN terbaik, yaitu model ANN dengan nilai MAPE terendah.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Persiapan Data

Dari data yang ada, dapat diketahui bahwa divisi perkerasan berbutir serta divisi perkerasan aspal pada 30 proyek terdiri dari 8 item pekerjaan. Penentuan item pekerjaan yang akan dimodelkan dalam ANN menggunakan *Cost Significant Item* (CSI) pada 27 data latih, yaitu item pekerjaan yang berpengaruh 80% terhadap biaya proyek secara keseluruhan. Hasil analisis CSI ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Cost Significant Item*

Rank	Item Pekerjaan	Jumlah Item Pekerjaan	Biaya	Persentase	Persentase Kumulatif
1	AC - BC	23	Rp34,594,240,763.16	39.34%	39.34%
2	LPA A	21	Rp17,575,237,228.76	19.99%	59.33%
3	AC - WC	12	Rp19,084,080,643.19	21.70%	81.04%
4	LPA B	14	Rp11,348,438,764.50	12.91%	93.94%
5	Lapis Resap Pengikat	18	Rp2,370,895,938.04	2.70%	96.64%
6	CTB	4	Rp2,110,295,980.99	2.40%	97.49%
7	Lapis Perekat	16	Rp750,072,016.26	0.85%	99.89%
8	Anti Pengelupasan	4	Rp93,177,878.99	0.11%	100.00%
TOTAL			Rp87,926,439,213.89	100.00%	

Tabel 1 menunjukkan 3 item pekerjaan yang memiliki persentase kumulatif $\geq 80\%$ dimana 3 item pekerjaan tersebut memiliki persentase biaya 81.04% dari biaya keseluruhan. Oleh karena itu, diperoleh sejumlah 9 variabel bebas (x) berupa dimensi (panjang, lebar, dan tebal) dari item pekerjaan AC-BC, LPA A, dan AC-WC serta 2 variabel bebas (x) lainnya berupa IHPB dan IKK. Secara total terdapat 11 variabel bebas (x) dan 1 variabel terikat (y) yang ditunjukkan pada Tabel 2. Sebelum dilakukan pemodelan ANN, dilakukan normalisasi data terlebih dahulu menggunakan persamaan 2. Nilai *mean* dan standar deviasi yang digunakan untuk normalisasi data serta gambaran hasil normalisasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel bebas (x) dan variabel terikat (y)

Var	Data Input	Min (aktual)	Max (aktual)	Mean (aktual)	St. Deviasi (aktual)	Min (norm)	Max (norm)
x ₁	IKK	88.76	108.20	103.18	4.76	-3.03	1.05
x ₂	IHPB	102.79	114.84	108.77	5.37	-1.11	1.13
x ₃	Panjang AC - BC (m)	0.00	3,562.00	1,186.39	1,020.51	-1.16	2.33
x ₄	Lebar AC - BC (m)	0.00	8.00	4.29	2.22	-1.93	1.67
x ₅	Tebal AC - BC (m)	0.00	0.06	0.05	0.02	-2.26	0.47
x ₆	Panjang LPA A (m)	0.00	3,529.00	910.01	948.00	-0.96	2.76
x ₇	Lebar LPA A (m)	0.00	7.49	3.39	2.63	-1.29	1.56
x ₈	Tebal LPA A (m)	0.00	0.25	0.11	0.08	-1.48	1.85
x ₉	Panjang AC - WC (m)	0.00	7,110.00	909.26	1,555.23	-0.58	3.99
x ₁₀	Lebar AC - WC (m)	0.00	8.00	2.19	2.69	-0.81	2.16
x ₁₁	Tebal AC - WC (m)	0.00	0.06	0.02	0.02	-0.85	1.66
y	Biaya Pekerjaan (Rp)	262,582,448	9,014,897,725	3,256,534,785	2,541,255,506	-1.18	2.27

3.2 Pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN)

Dari 100 kali pelatihan serta pengujian yang dilakukan, dihasilkan nilai MAPE yang sangat beragam. Dari 100 iterasi tersebut diambil 5 model ANN dengan hasil MAPE terbaik. Pada variasi ANN dengan 15 *neuron* menghasilkan nilai MAPE terbaik sebesar 3.30%, variasi 20 *neuron* sebesar 2.77%, dan variasi 25 *neuron* sebesar 3.31%. Secara keseluruhan, hanya model ANN dengan variasi 20 *neuron* yang dapat menghasilkan nilai MAPE di bawah 5%. Sedangkan model ANN dengan variasi jumlah *neuron* sebanyak 15 dan 25 masih terdapat nilai MAPE di atas 5%. Detail perhitungan nilai MAPE pada setiap variasi ANN ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pemodelan ANN

No	15 Neuron		20 Neuron		25 Neuron	
	Iterasi	MAPE	Iterasi	MAPE	Iterasi	MAPE
1	4806	3.98%	5116	4.12%	5914	5.30%
2	7405	3.30%	11102	3.50%	13000	3.98%
3	8702	5.11%	9150	2.77%	9810	3.31%
4	7495	4.75%	12724	3.89%	5793	4.32%
5	5878	3.71%	13000	3.28%	4166	5.05%

Adapun pemodelan ANN dengan MAPE terbaik didapatkan dari proses pelatihan ANN dengan 20 *neuron* pada *hidden layer* melalui sebanyak 9150 iterasi. Ditunjukkan pada Tabel 4 bahwa pemodelan ANN terbaik seluruh data uji menghasilkan estimasi biaya proyek dengan ANN lebih besar daripada estimasi biaya aktual dengan nilai *Percentage Error* (PE) sebesar 0.52%, 2.32%, dan 5.47%.

Tabel 4. Data Uji ANN

No	Proyek	Estimasi Biaya ANN	Estimasi Biaya Aktual	PE
1	Proyek 4	Rp5,863,503,666.94	Rp5,833,069,493.93	0.52%
2	Proyek 8	Rp6,368,891,275.08	Rp6,224,621,608.23	2.32%
3	Proyek 21	Rp7,909,201,837.15	Rp7,498,929,545.05	5.47%
MAPE				2.77%

3.3 Pembuatan Model Matematis

Dari pemodelan ANN terbaik yang telah didapatkan, terdapat nilai-nilai bobot dan bias untuk setiap layer. Dari bobot dan bias yang ada, maka dapat dibentuk persamaan yang ditunjukkan pada persamaan 4 dan persamaan 5 dimana persamaan ini digunakan untuk estimasi biaya proyek peningkatan jalan aspal di tingkat kabupaten. Pengguna rumus ini hanya perlu menginputkan variabel bebas sesuai proyek yang akan dikerjakan serta nilai bobot dan bias yang dapat dilihat pada Lampiran.

$$Z_i = f(\sum_{j=1}^{11} X_j \cdot V_{[i,j]} + V_{[i,0]}) \tag{4}$$

$$Y = \mu + (\sum_{i=1}^{20} Z_i \cdot W_{[1,i]} + W_{[1,0]}) \times \sigma \tag{5}$$

$$Y = Rp3,256,534,785 + (Z_1 \cdot W_{[1,1]} + Z_2 \cdot W_{[1,2]} + Z_3 \cdot W_{[1,3]} + Z_4 \cdot W_{[1,4]} + Z_5 \cdot W_{[1,5]} + Z_6 \cdot W_{[1,6]} + Z_7 \cdot W_{[1,7]} + Z_8 \cdot W_{[1,8]} + Z_9 \cdot W_{[1,9]} + Z_{10} \cdot W_{[1,10]} + Z_{11} \cdot W_{[1,11]} + Z_{12} \cdot W_{[1,12]} + Z_{13} \cdot W_{[1,13]} + Z_{14} \cdot W_{[1,14]} + Z_{15} \cdot W_{[1,15]} + Z_{16} \cdot W_{[1,16]} + Z_{17} \cdot W_{[1,17]} + Z_{18} \cdot W_{[1,18]} + Z_{19} \cdot W_{[1,19]} + Z_{20} \cdot W_{[1,20]} + W_{[1,0]}) \times Rp2,541,255,506$$

Dengan :

- Y : Estimasi Biaya ANN
- X : Variabel bebas normalisasi
- V : Bobot/bias *hidden layer*
- W: Bobot/bias *output layer layer*
- μ : Rata-rata
- σ : Standar deviasi

4 KESIMPULAN

Pemodelan ANN untuk estimasi biaya proyek peningkatan jalan aspal tingkat kabupaten di Indonesia ini menggunakan 9 variabel bebas (x) berupa item pekerjaan yang memiliki kontribusi sebesar 80% terhadap biaya pekerjaan keseluruhan serta 2 variabel bebas (x) lain berupa IHPB dan IKK. Sedangkan, variabel terikat (y) yang digunakan berupa biaya proyek peningkatan jalan aspal. Pemodelan ANN dengan 15, 20, dan 25 *neuron* ini sudah bisa menghasilkan nilai MAPE di bawah 5% meskipun masih di atas 5% pada beberapa percobaan. Meskipun demikian, dengan beberapa variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer*, pemodelan ANN dengan 20 *neuron* menghasilkan nilai MAPE terbaik, yaitu sebesar 2.77% yang didapat dari 9150 iterasi. Pemodelan ANN ini juga menghasilkan nilai PE pada data uji sebesar 0.52%, 2.32%, dan 5.47%. Hal ini menunjukkan bahwa model ANN yang diusulkan sudah cukup akurat. Model matematis yang didapatkan dari pemodelan ANN serta metode pemodelan ANN yang dilakukan dapat secara nyata membantu proses estimasi biaya pada tahap konseptual. Namun, model estimasi biaya yang dihasilkan pada penelitian ini terbatas pada proyek peningkatan jalan aspal. Sehingga, penelitian serupa diharapkan dapat diterapkan untuk estimasi biaya proyek lainnya dan kedepannya bisa diketahui bahwa metode ini dapat berlaku lebih luas lagi.

REFERENSI

- Aksu, G., Güzeller, C. O., & Eser, M. T. (2019). The Effect of the Normalization Method Used in Different Sample Sizes on the Success of Artificial Neural Network Model. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(2), 170–192. <https://doi.org/10.21449/ijate.479404>
- Arafa, M., & Alqedra, M. (2010). Early Stage Cost Estimation of Buildings Construction Projects using Artificial Neural Networks. *Journal of Artificial Intelligence*, 4(1), 63–75. <https://doi.org/10.3923/jai.2011.63.75>
- Barakchi, M., Torp, O., & Belay, A. M. (2017). Cost Estimation Methods for Transport Infrastructure: A Systematic Literature Review. *Procedia Engineering*, 196, 270–277. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.07.199>
- Barros, L. B., Marcy, M., & Carvalho, M. T. M. (2018). Construction Cost Estimation of Brazilian Highways Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Structural and Civil Engineering Research*, 283–289. <https://doi.org/10.18178/ijscer.7.3.283-289>
- Chou, J. S. (2011). Cost Simulation in an Item-Based Project Involving Construction Engineering and Management. *International Journal of Project Management*, 29(6), 706–717. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.07.010>
- Jumas, D. (2020). *Model Estimasi Biaya pada Bangunan Gedung*. LPPM Universitas Bung Hatta.
- Mahamid, I. (2013). Conceptual Cost Estimate of Road Construction Projects in Saudi Arabia. In *Jordan Journal of Civil Engineering* (Vol. 7, Issue 3).
- Mohamed, B., Mouloud, B., & Mourad, M. (2012). Project Management Using Cost Significant Items and Neural Network. *Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 2264–2271.
- Naik, M. G., & Radhika, V. S. B. (2015). Time and Cost Analysis for Highway Road Construction Project Using Artificial Neural Networks. *Journal of Construction Engineering and Project Management*, 5(1), 26–31. <https://doi.org/10.6106/jcepm.2015.5.1.026>
- Peraturan Menteri PUPR No. 03/PRT/M/2015. (n.d.). *Peraturan Menteri Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat Republik Indonesia Nomor 03/PRT/M/2015*.
- Peško, I., Trivunić, M., Cirović, G., & Mučenski, V. (2013). A Preliminary Estimate Of Time and Cost in Urban Road Construction Using Neural Networks. *Tehnički Vjesnik*, 20(3), 563570.
- Phaobunjong, K. (2002). *Parametric Cost Estimating Model for Conceptual Cost Estimating of Building Construction Project*.
- Salahaldain, Z., Naimi, S., & Alsultani, R. (2023). Estimation and Analysis of Building Costs Using Artificial Intelligence Support Vector Machine. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 10(2), 405–411. <https://doi.org/10.18280/mmep.100203>
- Tahapari, Y., Setiawan Budi Nugroho, A., & Budi Suparma, L. (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>
- Tayefeh Hashemi, S., Ebadati, O. M., & Kaur, H. (2020). Cost Estimation and Prediction in Construction Projects: a Systematic Review on Machine Learning Techniques. *SN Applied Sciences*, 2(10). <https://doi.org/10.1007/s42452-020-03497-1>
- Tijanić, K., Car-Pušić, D., & Šperac, M. (2020). Cost Estimation in Road Construction Using Artificial Neural Network. *Neural Computing and Applications*, 32(13), 9343–9355. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04443-y>
- Turochy, R. E., Hoel, L. A., & Doty, R. S. (2001). Highway Project Cost Estimating Methods Used in the Planning Stage of Project Development. *Technical Assistance Report*.

LAMPIRAN

Tabel 5. Bias dan bobot *hidden layer*

Layer	Bias					Bobot						
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
v1	2.44	-0.65	-0.53	0.48	-0.73	0.03	-1.42	-1.13	-1.01	-0.51	0.72	0.71
v2	-2.83	0.32	0.87	0.27	-1.45	-0.38	-2.94	-0.36	0.67	-2.58	1.31	-0.01
v3	-2.72	0.95	-0.11	0.77	-0.59	0.13	0.32	-0.47	0.95	0.95	0.49	-1.21
v4	-1.08	0.77	-1.42	-0.56	0.08	0.62	0.99	-0.61	-0.26	-0.36	-1.14	-0.14
v5	-3.45	0.36	0.33	0.13	1.16	0.63	0.70	0.54	-1.26	-1.05	-0.41	-0.17
v6	1.64	-1.21	-1.65	0.56	1.10	-0.96	-0.60	-0.48	0.57	-0.07	-0.50	0.24
v7	-0.34	0.47	0.06	-0.35	0.40	1.85	0.63	0.09	0.80	-0.08	0.49	1.37
v8	0.89	-0.58	-0.43	-0.14	-0.80	-0.65	-0.83	0.13	-1.22	0.88	-0.51	1.44
v9	-2.14	0.57	0.96	0.97	-0.67	0.15	1.71	-0.96	0.66	1.26	-0.26	-1.01
v10	-0.62	-0.90	1.14	-0.43	0.52	1.76	-0.49	0.97	0.01	-0.04	-0.05	-0.88
v11	0.63	0.36	0.69	0.10	-0.43	1.45	-0.93	-0.53	-0.45	-1.03	-0.57	1.52
v12	-2.64	-0.46	1.14	0.24	-0.10	0.98	0.65	0.75	-0.04	-0.48	-0.91	1.03
v13	4.19	0.86	-0.39	-0.03	-1.06	-0.27	-0.24	0.86	0.62	-0.24	-0.36	1.45
v14	-3.28	-0.98	0.64	0.66	-0.19	1.32	-1.15	0.16	-0.09	-0.35	0.07	0.61
v15	-4.61	-0.79	-1.23	0.47	1.39	-0.26	-0.06	-0.42	-0.06	0.85	-0.44	0.36
v16	-2.05	-0.43	-0.60	-0.93	-0.46	-0.60	-0.65	-0.48	-0.28	0.95	0.97	-0.33
v17	2.08	0.67	0.40	1.04	-0.60	0.88	-0.88	1.03	-0.24	-0.69	0.60	-1.61
v18	-4.69	-0.68	-0.33	0.19	-0.57	-0.84	-0.29	0.46	-1.59	0.81	-0.94	0.29
v19	6.01	0.90	-0.72	-0.51	0.10	-0.98	-1.09	-0.61	0.13	0.12	-0.92	0.68
v20	-2.41	-0.71	-1.52	-0.50	1.04	-0.57	-0.51	0.59	1.17	-0.57	0.88	0.02

Tabel 6. Bias dan bobot *output layer*

Layer	Bias										Bobot										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
w1	1.19	-1.26	-2.06	0.49	-0.81	0.32	-1.07	-1.19	1.03	1.82	-0.80	-0.37	-1.02	0.32	0.77	0.89	-0.44	1.38	0.33	-0.27	1.23