

PREDIKSI KUAT TEKAN BETON KINERJA TINGGI DENGAN PEMODELAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)

Mochammad Afifuddin¹, Dora Nafira², Fachrurrazi³

^{1,2,3}) Jurusan Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Syiah Kuala
Jl. Tgk. Syeh Abdul Rauf No. 7, Darussalam Banda Aceh 23111

email: m.afifuddin@unsyiah.ac.id, doranafira@mhs.unsyiah.ac.id, fachrurrazi@unsyiah.ac.id

Diterima : 4 Oktober 2021
Direvisi : 23 November 2021

Disetujui : 23 November 2021
Diterbitkan : 26 November 2021

Abstract: Concrete is the main choice in the construction of structures due to its high compressive strength. An appropriate method is needed in predicting the compressive strength of concrete so that it can facilitate the planning of the concrete mixture before laboratory testing is carried out. The purpose of this study is to create a model to predict compressive strength using the artificial neural network (ANN) method. The data used in the form of concrete compressive strength data from laboratory tests collected by Yeh (1998). The concrete mixture consists of cement, water, fine aggregate, coarse aggregate which is grouped into 3 models based on the additives used, namely the ANN-A model with blast furnace slag, fly ash, and superplasticizer additives, the ANN-B model with blast furnace slag additives and the ANN-C model with blast furnace slag and superplasticizer additives. The Modeling of ANN is performed by using MatLab R2021a software. It is carried out in two stages, namely training which uses 80% of the data and validating which uses 20% of the data. The results of the modeling show that the prediction accuracy can be seen in the resulting mean absolute percentage error (MAPE). The MAPE values for modeling A, B, and C in training, respectively, are 1,40%; 2,43% and 1,44% and on the validation are 13,44%; 13,68% and 14,58%. The results showed that ANN modeling can be used to predict the compressive strength of high performance concrete with good level of accuracy.

Keywords : concrete compressive strength, prediction, artificial neural network (ANN), MatLab R2021a

Abstrak: Beton menjadi pilihan utama dalam pembangunan struktur dikarenakan kekuatan tekan yang dihasilkan-nya tinggi. Dibutuhkan metode yang tepat dalam memprediksi kuat tekan beton sehingga dapat mempermudah perencanaan campuran beton sebelum dilakukannya pengujian laboratorium. Tujuan dari penelitian ini adalah membuat model untuk memprediksi kuat tekan dengan metode *artificial neural network* (ANN). Data yang digunakan berupa data kuat tekan beton hasil pengujian laboratorium yang dikumpulkan oleh Yeh (1998). Campuran beton terdiri dari semen, air, agregat halus, agregat kasar yang dikelompokkan menjadi 3 model berdasarkan aditif yang digunakan yaitu model ANN-A dengan aditif *blast furnace slag*, *fly ash*, dan *superplasticizer*, model ANN-B dengan aditif *blast furnace slag* dan model ANN-C dengan aditif *blast furnace slag* dan *superplasticizer*. Pemodelan ANN dilakukan dengan menggunakan *software* MatLab R2021a. Pemodelan dilakukan dalam dua tahap yaitu *training* menggunakan 80% jumlah data dan validasi menggunakan 20% jumlah data. Hasil dari pemodelan menunjukkan ketepatan prediksi dapat dilihat pada nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) yang dihasilkan. Nilai MAPE pemodelan berturut-turut model ANN - A, B dan C pada *training* sebesar 1,40%; 2,43% dan 1,43% serta pada validasi sebesar 13,44%; 13,68% dan 14,58%. Hasil penelitian menunjukkan pemodelan ANN dapat digunakan untuk memprediksi kuat tekan beton kinerja tinggi dengan tingkat ketepatan yang baik.

Kata kunci : kuat tekan beton, prediksi, *artificial neural network* (ANN), *mean absolute percentage error* (MAPE), MatLab R2021a

1. PENDAHULUAN

Beton merupakan bahan utama yang sering digunakan dalam pembangunan berbagai struktur bangunan. Teknologi beton terus berkembang dikarenakan tuntutan kebutuhan konstruksi yang semakin meningkat. Dalam industri konstruksi, material beton telah terbukti dapat menunjukkan karakteristik kekuatan yang stabil, dan salah satu kelebihanannya dapat dilihat pada kekuatan tekan yang dihasilkannya [1]. Kekuatan tekan beton adalah kemampuan menahan beban persatuan luas penampang yang diuji dengan mesin tekan sehingga menyebabkan benda uji beton akan mengalami kehancuran terhadap gaya tekan tertentu yang dibebankan [2]. Jenis material beton yang sama bisa menghasilkan kuat tekan yang berbeda jika menggunakan desain komposisi campuran material yang berbeda [3]. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu metode yang tepat dalam memprediksi kuat tekan beton sehingga dapat membantu perencanaan *mix design* yang selanjutnya campuran tersebut akan digunakan pada eksperimen uji laboratorium.

Salah satu teknik dari metode *artificial intelligence* (AI) yaitu metode jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) dapat digunakan untuk memprediksi kekuatan tekan beton dikarenakan lebih efektif daripada metode konvensional berdasarkan analisis statistik, di mana banyak regresi linier dan nonlinier persamaan untuk memodelkan prediksi tersebut [4]. *Artificial neural network* (ANN) merupakan alat pemodelan dengan menerapkan cara kerja jaringan saraf manusia yang dapat memperoleh hasil dengan tingkat keandalan yang tinggi dikarenakan memakai sistem pembelajaran antara variabel yang terkait dalam proses pemodelan [5]. Hal ini dapat dilihat pada penelitian terdahulu, dimana banyak peneliti yang menggunakan metode ANN sebagai alternatif dalam penyelesaian permasalahan klasifikasi dan regresi dalam kehidupan sehari-hari [6]–[14].

Penelitian ini mengenai pengaplikasian metode ANN untuk memprediksi kuat tekan beton berdasarkan parameter-parameter yang berkaitan dalam proses pemodelan dengan cara *trial* dan *error* campuran dan membandingkan hasil kuat tekan pemodelan ANN dengan kuat tekan data yang tersedia. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model yang dapat memprediksi kuat tekan *high performace concrete* (HPC) dengan menggunakan ANN dan mengetahui tingkat ketepatan model dalam memprediksi kuat tekan HPC. Manfaat penelitian ini yaitu dapat membantu dalam memprediksi kuat tekan HPC yang diinginkan dengan cara *trial* dan *error* campuran yang digunakan sebelum dilakukannya eksperimen uji laboratorium dan dapat berguna untuk mengurangi durasi dan biaya dalam perencanaan campuran beton.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode ANN dalam membuat pemodelan untuk memprediksi kuat tekan HPC. Pemodelan dilakukan untuk data sekunder hasil pengujian kuat tekan *mix design* dari masing-masing benda uji. Campuran beton terdiri dari semen, air, agregat halus, agregat kasar yang dikelompokkan menjadi 3 model berdasarkan aditif yang digunakan yaitu model ANN-A dengan aditif *blast furnace slag*, *fly ash*, dan *superplasticizer*, model ANN-B dengan aditif *blast furnace slag* dan model ANN-C dengan aditif *blast furnace slag* dan *superplasticizer*.

Penelitian ini diawali dengan transformasi data *input* dan *target* ke interval [0,1] dikarenakan pada pemodelan digunakan fungsi aktivasi *sigmoid* (biner) yang merupakan fungsi yang membutuhkan nilai *output* terletak antara 0 hingga 1. Dilanjutkan dengan mendesain arsitektur jaringan ANN dan menetapkan parameter-parameter pelatihan. Untuk fungsi aktivasi, pembelajaran dan pelatihan digunakan fungsi *logsig*, *learnsgdm* dan *trainrp*. Model jaringan yang digunakan yaitu *multilayer network*. Dalam pemodelan, *input layer* berisi satu set *input nodes* yang berupa *mix design* yang digunakan, satu atau lebih *hidden layer*, dan *output layer* berisi satu *node* yang mewakili kuat tekan beton. Algoritma pembelajaran yang digunakan yaitu *backpropagation*. Kemudian dijalankan proses *training* dan validasi dengan menggunakan model jaringan yang telah didapatkan pada proses *training*. Pada saat pemodelan, proses pembelajaran berhenti ketika *mean square error* (MSE) yang diinginkan sudah tercapai. Pada pemodelan ini mempertimbangkan dalam pemilihan nilai konvergensi yaitu 0,01. Pada penelitian ini, digunakan 80% dari jumlah data untuk tahap *training* dan 20% untuk tahap validasi.

Dari pemodelan didapatkan nilai prediksi kuat tekan beton yang selanjutnya menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui persentase rata-rata kesalahan (*error*) prediksi yang dihasilkan oleh pemodelan ANN dan data sebenarnya. Dihitung nilai MAPE untuk mengevaluasi jaringan yang digunakan pada pemodelan. Nilai MAPE dapat dihitung dengan Persamaan berikut:

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

Keterangan:

y_i = nilai sebenarnya

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi

Hasil interpretasi nilai MAPE [15] ditunjukkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Hasil Interpretasi nilai MAPE

MAPE (%)	Interpretasi
< 10	Peramalan sangat akurat
10 – 20	Peramalan baik
20 – 50	Peramalan layak
> 50	Peramalan kurang akurat

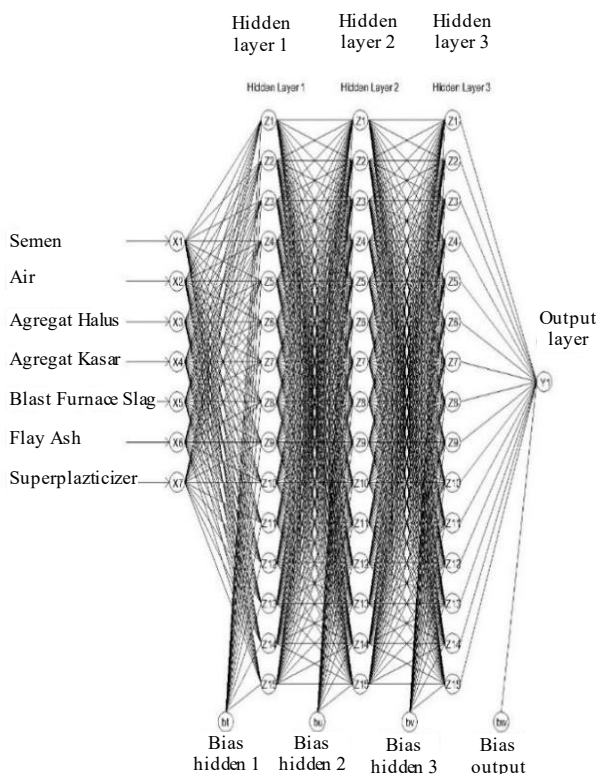
Sumber: Lewis (1982)

3. HASIL PEMBAHASAN

3.1 Model ANN-A

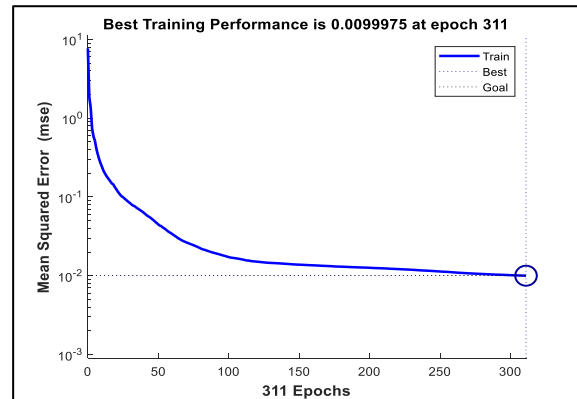
3.1.1 Hasil Training

Model ANN-A merupakan pemodelan untuk campuran beton semen, air, agregat halus, agregat kasar serta bahan tambah *blast furnace slag*, *fly ash*, dan *superplasticizer* sebagai data *input* dan kuat tekan sebagai data target. Pada proses training ditetapkan arsitektur jaringan. Pemodelan ini menggunakan *multilayer* dengan tiga *hidden layer* yang masing-masing *layer* memiliki 15 *neuron*. Arsitektur jaringan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan model ANN-A

Proses pembelajaran berhenti ketika MSE sudah tercapai yang dapat dilihat pada grafik *training performance*. Pada pemodelan ini nilai MSE telah tercapai sesuai yang diinginkan yaitu 0,01 yang berhenti pada iterasi (*epoch*) 311 yang ditunjukkan pada Gambar 2.

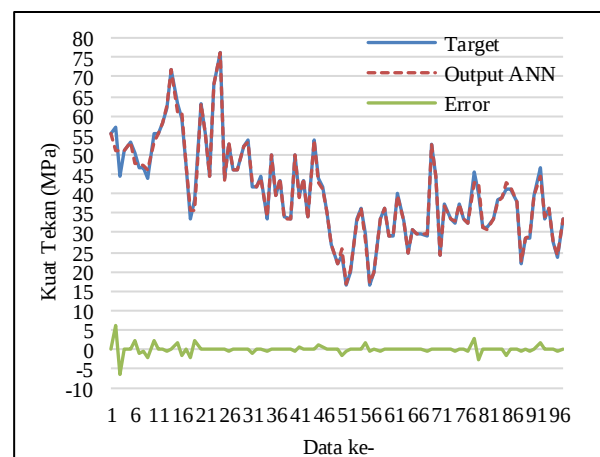


Gambar 2. Grafik Learning performance untuk model ANN-A

Hasil yang dikeluarkan dari proses *training* yaitu prediksi nilai kuat tekan beton berdasarkan pembelajaran pada jaringan yang telah dibuat. Selanjutnya dihitung selisih antara hasil penelitian laboratorium dan pemodelan ANN yang dapat dilihat pada Tabel 2 dan diplot ke dalam grafik target – *output* – *error* yang disajikan pada Gambar 3.

Tabel 2. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses training model ANN-A.

Data ke-	Kuat Tekan Lab	Kuat Tekan ANN	Selisih	Persen Selisih (%)
1	55.647	55.502	0.145	0.260
2	57.026	50.888	6.138	10.764
3	44.423	50.864	-6.441	14.499
4	51.021	50.864	0.157	0.308
5	53.386	53.359	0.027	0.051
...	...	...	...	...
97	33.762	33.644	0.118	0.350
MAPE				1.395



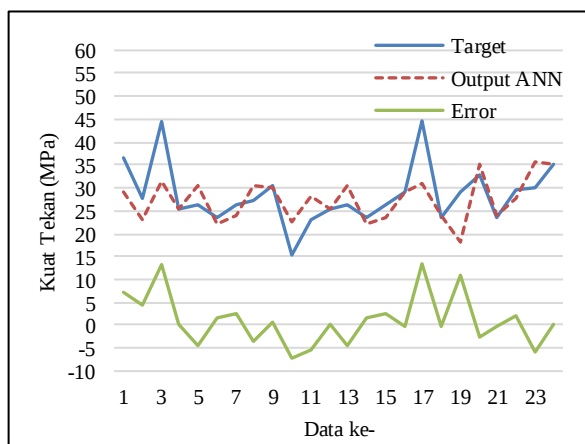
Gambar 3. Grafik target-output-error proses training model ANN-A

3.1.2 Hasil Validasi

Berdasarkan jaringan yang dimodelkan pada proses *training* dilakukan validasi pemodelan dengan menggunakan data input validasi. Berdasarkan hasil pada proses validasi tersebut, dihitung selisih antara hasil laboratorium dan hasil pemodelan ANN yang dapat dilihat pada Tabel 3 dan diplot ke dalam grafik target – output – error yang disajikan pada Gambar 4.

Tabel 3. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses validasi model ANN-A

Data ke-	Kuat Tekan		Selisih	Persen Selisih(%)
	Lab	ANN		
1	36.350	29.103	7.247	19.937
2	27.681	23.123	4.558	16.468
3	44.609	31.264	13.345	29.915
4	25.559	25.311	0.248	0.970
5	26.228	30.568	-4.340	16.548
...	...	...	...	...
24	35.314	35.137	0.177	0.502
MAPE				13.998

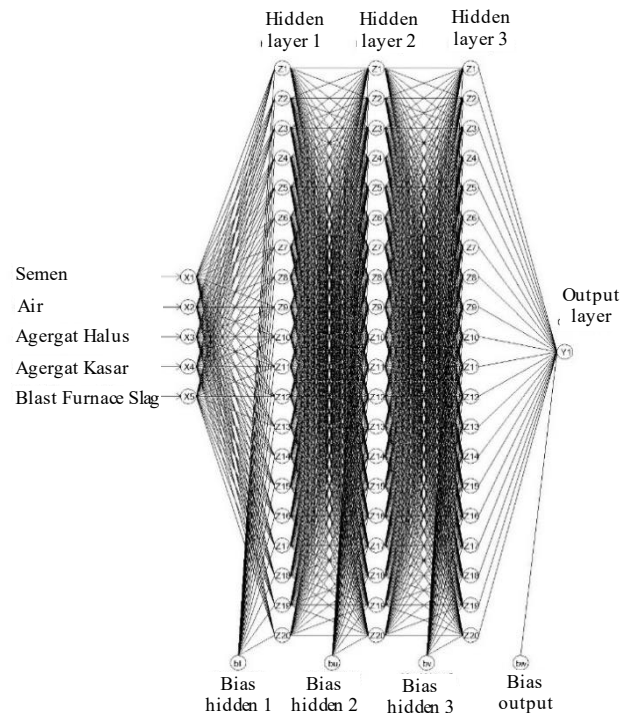


Gambar 4. Grafik target-output-error proses validasi model ANN-A

3.2 Model ANN-B

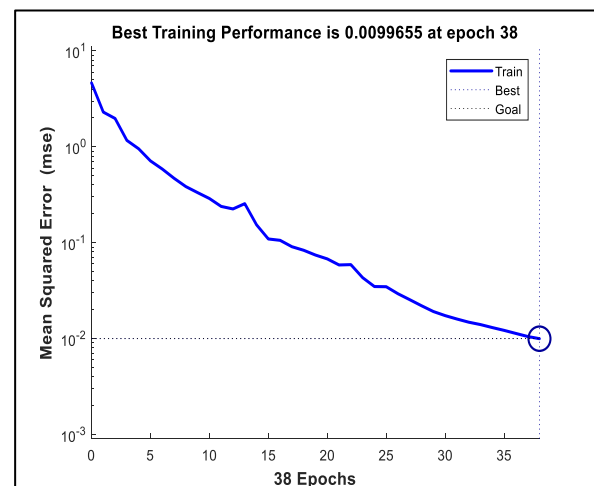
3.2.1 Hasil Training

Model ANN-B merupakan pemodelan untuk campuran beton semen, air, agregat halus, agregat kasar serta bahan tambah *blast furnace slag* sebagai data input dan kuat tekan sebagai data target. Pada proses training ditetapkan arsitektur jaringan. Pemodelan ini menggunakan *multilayer* dengan tiga *hidden layer* yang masing-masing *layer* memiliki 20 *neuron*. Arsitektur jaringan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur Jaringan model ANN-B

Proses pembelajaran terhenti ketika MSE sudah tercapai yang dapat dilihat pada grafik *training performance*. Pada pemodelan ini nilai MSE telah tercapai sesuai yang diinginkan yaitu 0,01 yang berhenti pada iterasi (*epoch*) 38 yang ditunjukkan pada Gambar 6.



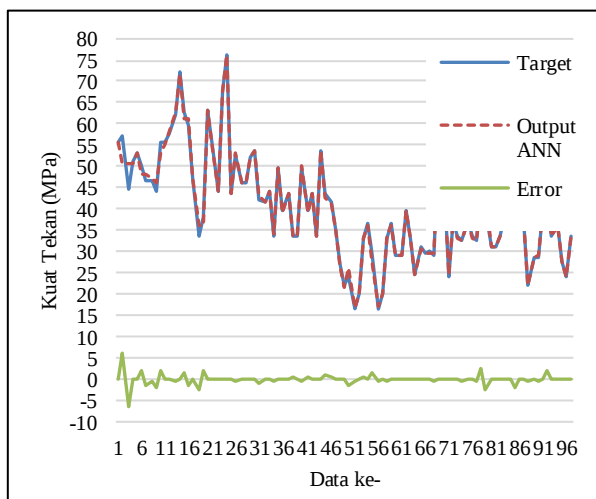
Gambar 6. Grafik Learning performance untuk model ANN-B

Hasil yang dikeluarkan dari proses *training* yaitu prediksi nilai kuat tekan beton berdasarkan pembelajaran pada jaringan yang telah dibuat. Selanjutnya dihitung selisih antara hasil penelitian laboratorium dan pemodelan ANN yang dapat dilihat pada Tabel 4 dan diplot ke dalam grafik target – output – error yang

disajikan pada Gambar 7.

Tabel 4. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses *training* model ANN-B.

Data ke-	Kuat Tekan Lab	Kuat Tekan ANN	Selisih	Persen Selisih (%)
1	37.427	38.222	-0.794	2.122
2	38.700	38.720	-0.020	0.051
3	33.043	33.624	-0.581	1.759
4	32.051	30.097	1.955	6.099
5	31.382	31.476	-0.094	0.300
...	...	...	...	...
36	25.726	25.540	0.187	0.726
MAPE				2.425



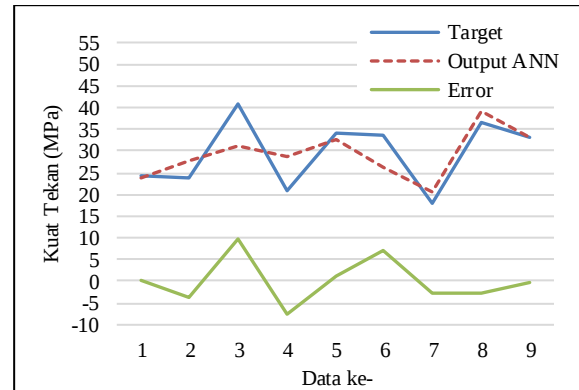
Gambar 7. Grafik target-output-error proses *training* model ANN-B

3.2.2 Hasil Validasi

Berdasarkan jaringan yang dimodelkan pada proses *training* dilakukan validasi pemodelan dengan menggunakan data input validasi. Berdasarkan hasil pada proses validasi tersebut, dihitung selisih antara hasil laboratorium dan hasil pemodelan ANN yang dapat dilihat Tabel 5 dan diplot ke dalam grafik target – output – error yang disajikan pada Gambar 8.

Tabel 5. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses validasi model ANN-B.

Data ke-	Kuat Tekan Lab	Kuat Tekan ANN	Selisih	Persen Selisih (%)
1	24.282	24.020	0.262	1.080
2	24.046	27.504	-3.457	14.378
3	40.857	31.088	9.768	23.909
4	21.066	28.625	-7.559	35.882
5	33.948	32.786	1.162	3.422
...	...	...	...	...
9	33.019	33.222	-0.203	0.614
MAPE				13.684

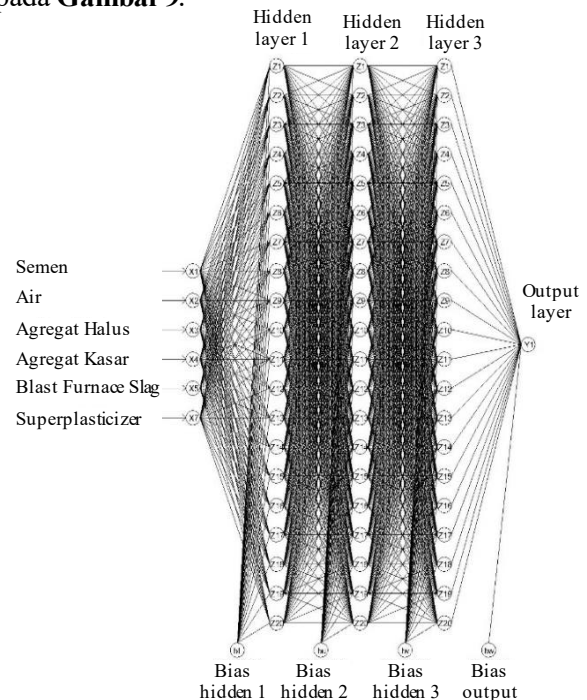


Gambar 8. Grafik target-output-error proses validasi model ANN-B

3.3 Model ANN-C

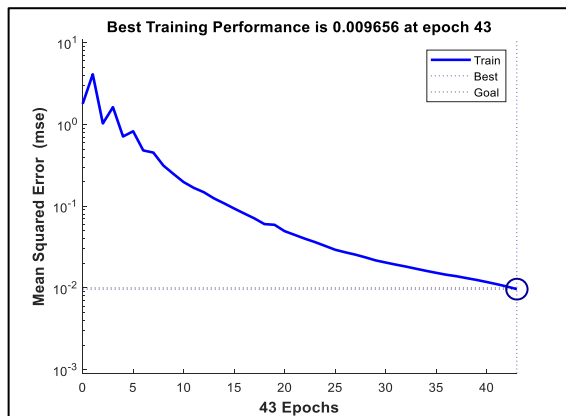
3.3.1 Hasil Training

Model ANN-C merupakan pemodelan untuk campuran beton semen, air, agregat halus, agregat kasar serta bahan tambah *blast furnace slag* dan *superplasticizer* sebagai data *input* dan kuat tekan sebagai data target. Pada proses *training* ditetapkan arsitektur jaringan. Pemodelan ini menggunakan *multilayer* dengan tiga *hidden layer* yang masing-masing *layer* memiliki 20 *neuron*. Arsitektur jaringan dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Arsitektur Jaringan model ANN-C

Proses pembelajaran terhenti ketika MSE sudah tercapai yang dapat dilihat pada grafik *training performance*. Pada pemodelan ini nilai MSE telah tercapai sesuai yang diinginkan yaitu 0,01 yang berhenti pada iterasi (*epoch*) 43 yang ditunjukkan pada Gambar 10.

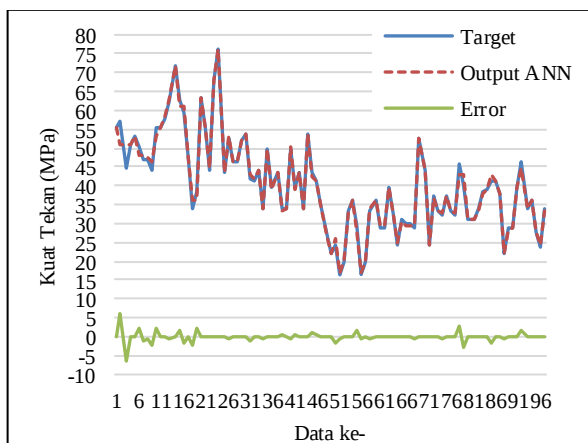


Gambar 10. Grafik *Learning performance* untuk model ANN-C

Hasil yang dikeluarkan dari proses *training* yaitu prediksi nilai kuat tekan beton berdasarkan pembelajaran pada jaringan yang telah dibuat. Selanjutnya dihitung selisih antara hasil penelitian laboratorium dan pemodelan ANN yang dapat dilihat pada Tabel 6 dan diplot ke dalam grafik *target – output – error* yang disajikan pada Gambar 11.

Tabel 6. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses *training* model ANN-C.

Data ke-	Kuat Tekan Lab	Kuat Tekan ANN	Selisih	Persen Selisih
1	56.695	57.290	-0.594	1.048
2	66.900	66.554	0.346	0.517
3	60.295	60.318	-0.023	0.038
4	61.797	63.671	-1.874	3.032
5	68.300	67.207	1.093	1.600
...	...	...	...	...
66	32.768	32.964	-0.195	0.596
MAPE				1.444



Gambar 11. Grafik *target–output–error* proses *training* model ANN-C

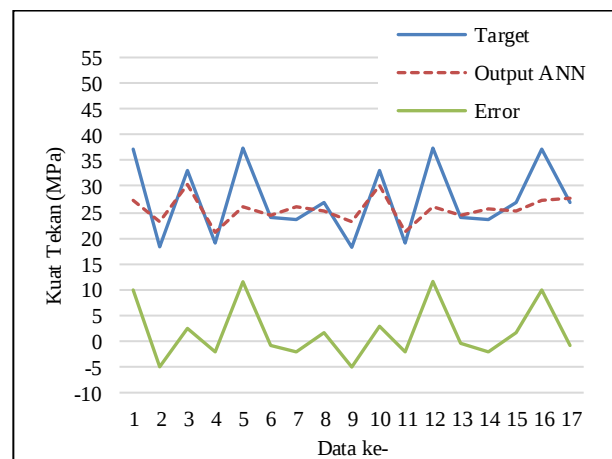
3.3.2 Hasil Validasi

Berdasarkan jaringan yang dimodelkan pada

proses *training* dilakukan validasi pemodelan dengan menggunakan data input validasi. Berdasarkan hasil pada proses validasi tersebut, dihitung selisih antara hasil laboratorium dan hasil pemodelan ANN yang dapat dilihat pada Tabel 7 dan diplot ke dalam grafik *target – output – error* yang disajikan pada Gambar 12.

Tabel 7. Selisih antara hasil penelitian laboratorium dan hasil pemodelan ANN proses validasi model ANN-C.

Data ke-	Kuat Tekan Lab	Kuat Tekan ANN	Selisih	Persen Selisih (%)
1	37.363	27.358	10.005	26.777
2	18.285	23.302	-5.017	27.440
3	32.957	30.371	2.587	7.848
4	19.009	21.199	-2.190	11.522
5	37.432	25.918	11.513	30.758
...	...	...	...	...
17	26.855	27.801	-0.946	3.522
MAPE				14.580



Gambar 12. Grafik *target–output–error* proses validasi model ANN-C

3.3 Pembahasan

Dalam penentuan parameter pembelajaran model ANN pada penelitian ini, ditetapkan nilai konvergensi pada MSE yang ingin dicapai sebesar 0,01. Berdasarkan grafik *learning performance*, diperoleh nilai MSE untuk model ANN berturut-turut A, B dan C sebesar 0,0099975; 0,009655 dan 0,009656 sehingga MSE yang diinginkan telah tercapai. Berdasarkan nilai tersebut, dapat dikatakan model ANN yang telah dibuat memiliki kemampuan mencari target berdasarkan *input* yang dipelajari dalam mengenali pola terlaksana dengan baik.

Persentase selisih rata-rata (MAPE) pemodelan model ANN berturut-turut A, B dan C pada proses *training* adalah sebesar 1,40%; 2,43% dan 1,44%. Ini menunjukkan bahwa ANN telah mulai mengenali pola hubungan antara data *input* dan *output*-nya. Berbeda dengan proses *training*, pada proses validasi, diperoleh

persentase selisih sebesar 13,44%; 13,68% dan 14,58%. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin kecil kesalahan hasil prediksi, sebaliknya semakin besar nilai MAPE maka semakin besar kesalahan prediksi. Nilai MAPE yang dihasilkan dari masing-masing pemodelan lebih kecil dari 20%. Berdasarkan Tabel 1, maka pemodelan yang telah dikembangkan dapat digunakan untuk memprediksi kuat tekan beton kinerja tinggi dengan tingkat ketepatan yang baik. Adanya perbedaan nilai MAPE pada proses *training* dan validasi disebabkan karena data *input* pada proses validasi lebih sedikit daripada data *input* pada proses *training*. Oleh sebab itu, banyaknya jumlah data *input* dapat berpengaruh pada keakuratan prediksi ANN.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa model ANN merupakan metode yang efektif untuk memprediksi kuat tekan beton kinerja tinggi. Hasil validasi menunjukkan bahwa tingkat ketepatan prediksi kuat tekan beton kinerja tinggi menggunakan model ANN yang dikembangkan memiliki *error* yang rendah yaitu pada proses *training* untuk pemodelan berturut-turut model ANN-A, B dan C sebesar 1,40%; 2,43% dan 1,44% sedangkan tahap validasi diperoleh persentase selisih rata-rata sebesar 13,44%; 13,68% dan 14,58%. Berdasarkan Tabel 1, maka pemodelan yang telah dikembangkan dapat digunakan untuk memprediksi kuat tekan beton kinerja tinggi dengan tingkat ketepatan yang baik.

Saran

Untuk menghasilkan pemodelan ANN yang lebih baik, maka diperlukan lebih banyak data *input* sehingga nilai prediksi yang dihasilkan dapat lebih akurat dikarenakan jumlah data *input* dapat berpengaruh pada keakuratan prediksi ANN. Agar dilakukan penelitian lebih lanjut dengan meningkatkan jumlah sample dan dapat menggunakan metode pelatihan jaringan *backpropagation* lainnya dan juga pengembangan terhadap arsitektur jaringan serta parameter-parameter pelatihan yang digunakan.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] I. C. Yeh, "Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks," *Cement and Concrete Research*, vol. 28, no. 12, pp. 1797–1808, 1998, doi: 10.1016/S0008-8846(98)00165-3.

[2] S. N. Indonesia, B. Standarisasi, and N. Bsn, "Metode pengujian kuat tekan beton."

[3] S. Santosa, M. Budi Utomo, J. Teknik Sipil Politeknik Negeri Semarang, J. H. Sudarto,

and S. Tembalang Semarang, "PEMODELAN PREDIKSI KUAT TEKAN BETON UMUR MUDA MENGGUNAKAN H2O'S DEEP LEARNING."

- [4] D. Prayogo, "PREDIKSI KUAT TEKAN BETON DENGAN MENGGUNAKAN METODE ARTIFICIAL INTELLIGENCE."
- [5] "Fausett L.-Fundamentals of Neural Networks_ Architectures, Algorithms, and Applications (1994)".
- [6] Fachrurrazi, S. Husin, Tripoli, and Mubarak, "Neural Network for the Standard Unit Price of the Building Area," in *Procedia Engineering*, 2017, vol. 171, pp. 282–293. doi: 10.1016/j.proeng.2017.01.336.
- [7] Fachrurrazi, S. Husin, Munirwansyah, and Husaini, "The subcontractor selection practice using ANN-multilayer," *International Journal of Technology*, vol. 8, no. 4, pp. 761–772, Jul. 2017, doi: 10.14716/ijtech.v8i4.9490.
- [8] W. Hendromartono and D. Hartanti, "PENGUNAAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DENGAN METODE BACKPROPAGATION DALAM MEMPREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG)."
- [9] M. Najimi, J. Sobhani, and A. R. Pourkhorshidi, "A comprehensive study on no-slump concrete: From laboratory towards manufactory," *Construction and Building Materials*, vol. 30, pp. 529–536, May 2012, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2011.12.012.
- [10] "Prosiding_SeNaTS_Ahmad_Muhtarom".
- [11] M. M. Alshihri, A. M. Azmy, and M. S. El-Bisy, "Neural networks for predicting compressive strength of structural light weight concrete," *Construction and Building Materials*, vol. 23, no. 6, pp. 2214–2219, Jun. 2009, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2008.12.003.
- [12] M. Fachrunnisa Almas and B. Darma Setiawan, "Implementasi Metode Backpropagation untuk Prediksi Harga Batu Bara," 2018. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [13] D. Neeraja and G. Swaroop, "Prediction of compressive strength of concrete using artificial neural networks," *Research Journal of Pharmacy and Technology*, vol. 10, no. 1, 2017, doi: 10.5958/0974-360X.2017.00009.9.
- [14] S. C. Lee, "Prediction of concrete strength using artificial neural networks," *Engineering Structures*, vol. 25, no. 7, 2003, doi:

10.1016/S0141-0296(03)00004-X.

- [15] Lewis, "Industrial and Business Forecasting Methods: A Practical Guide to Exponential Smoothing and Curve Fitting," *Butterworth Scientific*, no. June 1981, 1982.