

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DAN PEMODELAN NUMERIK UNTUK PREDIKSI PARAMETER ALIRAN AKIBAT DAM BREAK

Calvin Sandi^{1*}, M. Bagus Adityawan², Dhemi Harlan³, M. Farid⁴,
dan Novintasari Nadeak⁵

¹Magister Pengelolaan Sumber Daya Air, Institut Teknologi Bandung

²Pusat Pengembangan Sumber Daya Air, Institut Teknologi Bandung

³Program Studi Pengelolaan Sumber Daya Air, Institut Teknologi Bandung

⁴Pusat Pengembangan Pesisir dan Kelautan, Institut Teknologi Bandung

⁵Magister Teknik Sipil, Institut Teknologi Bandung

*calvinsandi458@gmail.com

Pemasukan: 3 Nopember 2022 Perbaikan: 22 Nopember 2022 Diterima: 24 Nopember 2022

Intisari

Setiap bendungan mempunyai potensi keruntuhan bendungan, yang dapat disebabkan oleh banyak factor seperti gempa. Kejadian *dam break* dapat menyebabkan kerusakan besar pada bagian hilir, terutama jika hilirnya merupakan area perkotaan. Oleh karenanya, setiap pembangunan bendungan harus disertai dengan kajian terkait potensi keruntuhan bendungan untuk meminimalisir kerugian. Parameter yang didapatkan dari kajian tersebut adalah prediksi dari waktu kedatangan, kedalaman, dan kecepatan aliran banjir. Metode prediksi yang digunakan dalam studi ini adalah sebuah *machine learning*, yaitu *Artificial Neural Network* (ANN). Kasus yang digunakan pada studi ini adalah eksperimen *dam break* dengan satu bangunan miring pada bagian hilirnya yang kemudian dimodelkan secara numerik. Metode numerik yang digunakan adalah skema Mac-Cormack dengan filter numerik. Data yang dimasukkan pada model adalah ketinggian level air pada bendungan. Hasil yang didapat dari pemodelan numerik menunjukkan perbandingan fluktuasi muka air yang baik terhadap hasil eksperimen. Skenario yang berbeda kemudian digunakan dengan beberapa ketinggian level air pada bendungan untuk melalui proses pembelajaran, pelatihan, dan pengujian untuk menghasilkan model ANN yang paling optimum dengan nilai MSE mendekati nol sebagai parameter akurasi metode ini. Untuk mendapatkan MSE terkecil, maka digunakan algoritma backpropagation perceptron karena lebih efektif dalam memprediksi parameter aliran akibat *dam break*. Melalui berbagai proses pengujian ANN, didapatkan *performance* MSE *validation* terbaik berada pada epoch 2 dengan nilai 0.00011882 dan dapat disimpulkan bahwa metode ANN dapat digunakan sebagai prediktor parameter aliran akibat keruntuhan bendungan. Dengan dilakukannya studi ini, diharapkan dapat membantu kajian terkait *dam break* pada area perkotaan di masa mendatang.

Kata Kunci: *artificial neural network*, *dam break*, pemodelan numerik, level air

Latar Belakang

Bendungan merupakan infrastruktur penting untuk sumber daya air karena fungsinya yang multiguna dan menyediakan banyak manfaat yang besar baik bagi perekonomian nasional maupun domestic (Putri dkk., 2020). Di Indonesia, pemerintah cukup memberikan atensi besar pada ketersediaan infrastruktur sumber daya air, khususnya bendungan. Terbukti sejak 2015 hingga 2020 telah selesai dibangun 14 bendungan yang tersebar di beberapa daerah Indonesia dan pada 2021 sebanyak 13 bendungan.

Disamping kelebihan tersebut, bendungan memiliki potensi keruntuhan yang terhitung sebagai bencana besar karena dapat menyebabkan kerusakan yang parah, terutama jika bagian hilirnya merupakan daerah perkotaan, seperti pada kasus keruntuhan Bendungan Way Ela pada tahun 2013 (Yakti dkk., 2018). Peristiwa tersebut dapat menyebabkan kerugian yang besar di daerah yang terdampak karena kurangnya sistem mitigasi (Purnama dkk., 2021). Oleh karena itu, diperlukan analisis resiko terkait kemungkinan terjadinya *dam break* untuk membuat sistem mitigasi bencana yang lebih baik (Farid dkk., 2016) (Hafiyyan dkk., 2021).

Banjir perkotaan sendiri memiliki karakteristik yang berbeda dengan banjir di alam (Kusuma dkk., 2008). Salah satu perbedaan karakteristiknya adalah adanya bangunan yang menyebabkan perubahan pola dan arah aliran pada banjir perkotaan (Adityawan dkk., 2021). Oleh karenanya, dibutuhkan kajian lebih lanjut dalam pembuatan sistem mitigasi untuk daerah perkotaan. Dalam hal bencana keruntuhan bendungan, kajian yang dibutuhkan berupa prediksi ketinggian banjir dan waktu kedatangan banjir. Prediksi tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan sistem kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*). Salah satu metodenya adalah *Artificial Neural Network* (ANN) (Seyedashraf dkk., 2018), yaitu sistem kerjanya menyerupai model neuron manusia dimana setiap neuron saling berhubungan dan mengalirkan informasi (Kim, 2017) (Priddy dkk., 2005).

Pada studi ini, akan dilakukan prediksi ketinggian dan waktu kedatangan banjir akibat keruntuhan bendungan menggunakan ANN, dimana kasus yang digunakan merupakan model numerik 2D yang didasarkan pada eksperimen model fisik yang telah dilakukan oleh (Frazão dkk., 2007). Algoritma backpropagation perceptron digunakan karena lebih efektif dalam memprediksi, dimana meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan (Raharja dkk., 2018). Model numerik digunakan karena salah satu cara terbaik untuk menganalisis karakteristik banjir perkotaan mengingat biayanya yang rendah, mudah digunakan, dan akurasi yang baik (Zendrato dkk., 2018) (Magdalena dkk., 2020).

Kasus yang disimulasikan adalah *dam break* yang melalui 1 bangunan miring pada bagian hilirnya. Ketinggian muka air pada bagian hulu bendungan divariasikan menjadi 11 skenario untuk melatih program ANN. *Shallow Water Equation* (SWE), atau yang biasa disebut Persamaan Saint Venant, merupakan metode yang umumnya digunakan dalam mensimulasikan *dam break* maupun tsunami (Maita dkk., 2020) (Sihombing dkk., 2020). Adapun skema numerik yang digunakan adalah Mac Cormack dengan Filter Numerik untuk meredam osilasi yang terjadi akibat ketidakstabilan model (Zendrato dkk., 2019) (Adityawan dkk., 2012).

Bangunan pada model akan didefinisikan sebagai *Wall Boundary*, dimana merupakan metode terbaik dalam pendefinisian bangunan pada model numerik berdasarkan studi oleh (Sandi dkk., 2022). Dengan dilakukannya studi ini, diharapkan dapat membantu studi pemodelan numerik pada area perkotaan maupun kajian sistem mitigasi perkotaan di masa depan.

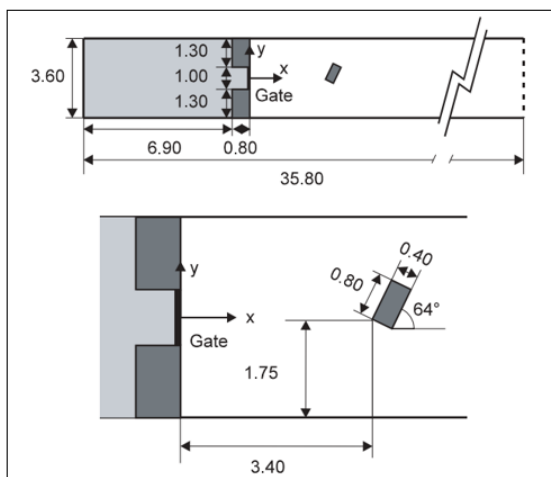
Metodologi Studi

Studi Kasus

Dalam kasus ini, sebuah flume berukuran 35.8 x 3.6 m didefinisikan. Sebuah tampungan air dengan ketinggian air yang divariasikan diletakkan pada bagian hulu dan lapisan tipis air setinggi 0.02 m pada bagian hilir. Variasi ketinggian muka air pada bagian hulu ditunjukkan pada Tabel 1. Satu bangunan miring diletakkan pada bagian hilirnya. Air diasumsikan diam pada kondisi awal dan seluruh syarat batas ditetapkan berupa dinding.

Tabel 1. Variasi Skenario Studi Kasus

Skenario	Tinggi Muka Air Bendungan (Ho)	Skenario	Tinggi Muka Air Bendungan (Ho)
1	0.250	6	0.375
2	0.275	7	0.400
3	0.300	8	0.425
4	0.325	9	0.450
5	0.350	10	0.475

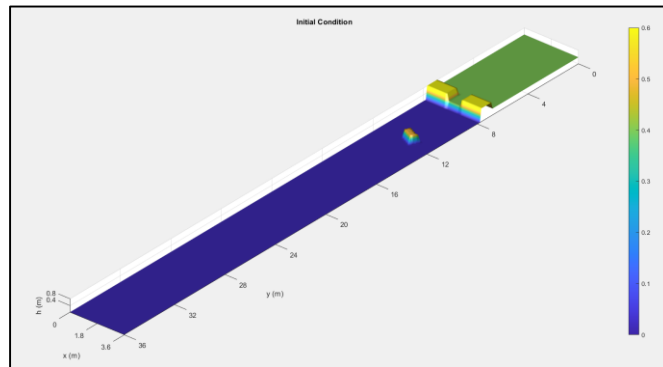


(sumber: S.S. Frazão dan Y. Zech, 2007)

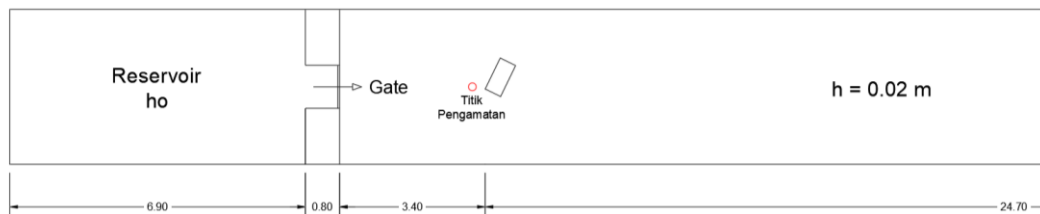
Gambar 1. Pengaturan Studi Kasus

Total waktu simulasi diatur menjadi 30 detik dengan time step 0.001 detik. Sedangkan domainnya didiskritisasi dengan interval jarak 0.1 m. Metode *Wall Boundary* digunakan dalam mendefinisikan bangunan miring tersebut. Berikut adalah gambar pengaturan awal model (initial condition) beserta ilustrasi 3D dan peletakkan titik pengamatan, yang diletakkan 0.3 m dari bangunan. Adapun eksperimen tidak dilakukan pada studi ini, namun studi kasus yang digunakan merupakan eksperimen model fisik yang telah dilakukan oleh (Frazão dkk., 2007)

pada sebuah *flume*, dimana hasil eksperimen tersebut kemudian digunakan untuk memvalidasi model numerik penulis.



Gambar 2. Initial Condition



Gambar 3. Posisi Titik Pengamatan

Persamaan Pengatur dan Skema Numerik

Pada studi ini, digunakan persamaan pengatur Saint Venant 2D yang didiskritisasi dengan skema Mac Cormack. Skema Mac Cormack terdiri dari langkah prediktor dan korektor. Pada langkah prediktor, skema beda maju digunakan dalam turunan ruang dan waktu, sedangkan pada langkah korektor skema beda mundur digunakan. Nilai pada *time step* berikutnya dihitung menggunakan skema beda tengah dari nilai prediktor dan korektor untuk setiap parameter hidrodinamika.

Langkah Prediktor:

- Kontinuitas

$$h_{i,j}^* = h_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta x} (u_{i+1,j}^t h_{i+1,j}^t - u_{i,j}^t h_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta y} (v_{i,j+1}^t h_{i,j+1}^t - v_{i,j}^t h_{i,j}^t) \quad (1)$$

- Momentum arah-x

$$u_{i,j}^* = u_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta x} u_{i,j}^t (u_{i+1,j}^t - u_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta y} v_{i,j}^t (u_{i,j+1}^t - u_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta x} g (h_{i+1,j}^t - h_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta x} g (z_{i+1,j} - z_{i,j}) - g s f_{x,i,j}^t \Delta t \quad (2)$$

- Momentum arah-y

$$v_{i,j}^* = v_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta y} v_{i,j}^t (v_{i,j+1}^t - v_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta x} u_{i,j}^t (v_{i+1,j}^t - v_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta y} g (h_{i,j+1}^t - h_{i,j}^t) - \frac{\Delta t}{\Delta y} g (z_{i,j+1} - z_{i,j}) - g s f_{y,i,j}^t \Delta t \quad (3)$$

Langkah Korektor:

- Kontinuitas

$$h_{i,j}^{**} = h_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta x} (u_{i,j}^* h_{i,j}^* - u_{i-1,j}^* h_{i-1,j}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta y} (v_{i,j}^* h_{i,j}^* - v_{i,j-1}^* h_{i,j-1}^*) \quad (4)$$

- Momentum arah-x

$$u_{i,j}^{**} = u_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta x} u_{i,j}^* (u_{i,j}^* - u_{i-1,j}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta y} v_{i,j}^* (u_{i,j}^* - u_{i,j-1}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta x} g (h_{i,j}^* - h_{i-1,j}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta x} g (z_{i,j} - z_{i-1,j}) - g s f_{x,i,j}^* \Delta t \quad (5)$$

- Momentum arah-y

$$v_{i,j}^{**} = v_{i,j}^t - \frac{\Delta t}{\Delta y} v_{i,j}^* (v_{i,j}^* - v_{i,j-1}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta x} u_{i,j}^* (v_{i,j}^* - v_{i-1,j}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta y} g (h_{i,j}^* - h_{i,j-1}^*) - \frac{\Delta t}{\Delta y} g (z_{i,j} - z_{i,j-1}) - g s f_{y,i,j}^* \Delta t \quad (6)$$

Hasil Akhir:

- Kontinuitas

$$h_{i,j}^{t+1} = \frac{h_{i,j}^* + h_{i,j}^{**}}{2} \quad (7)$$

- Momentum arah-x

$$u_{i,j}^{t+1} = \frac{u_{i,j}^* + u_{i,j}^{**}}{2} \quad (8)$$

- Momentum arah-y

$$v_{i,j}^{t+1} = \frac{v_{i,j}^* + v_{i,j}^{**}}{2} \quad (9)$$

dengan keterangan:

h = kedalaman air (m)

u = kecepatan arah-x (m/s)

v = kecepatan arah-y (m/s)

g = percepatan gravitasi (m/s²)

So_x = kemiringan dasar arah-x

So_y = kemiringan dasar arah-y

Sf_x = gradien garis energi arah-x

Sf_y = gradien garis energi arah-y

Filter numerik diterapkan untuk mengurangi jumlah ketidakstabilan atau osilasi yang disebabkan oleh *shock wave* di hilir bendungan pada perhitungan. Filter akan bertindak sebagai *artificial dissipation* dan diterapkan pada setiap *time step* untuk setiap node (Mellivera dkk., 2020). Dalam studi ini, filter numerik Hansen digunakan. Kecepatan air (arah-x dan arah-y) dan kedalaman air adalah dua parameter yang di filter menggunakan koefisien C dengan persamaan sebagai berikut:

$$F_{i,j} = C F_{i,j} + (1-C) \frac{(F_{i-1,j} + F_{i+1,j} + F_{i,j-1} + F_{i,j+1})}{4} \quad (10)$$

dengan keterangan:

F = parameter yang difilter

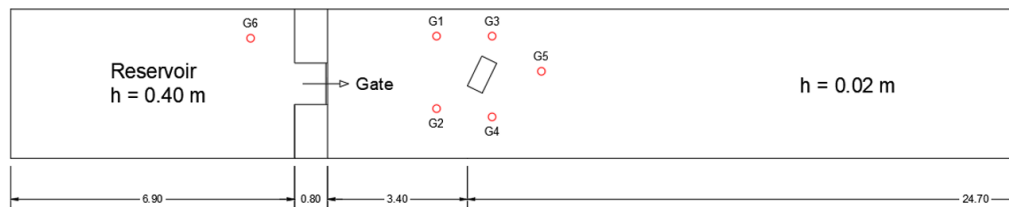
C = koefisien filter (0.99)

Hasil Studi dan Pembahasan

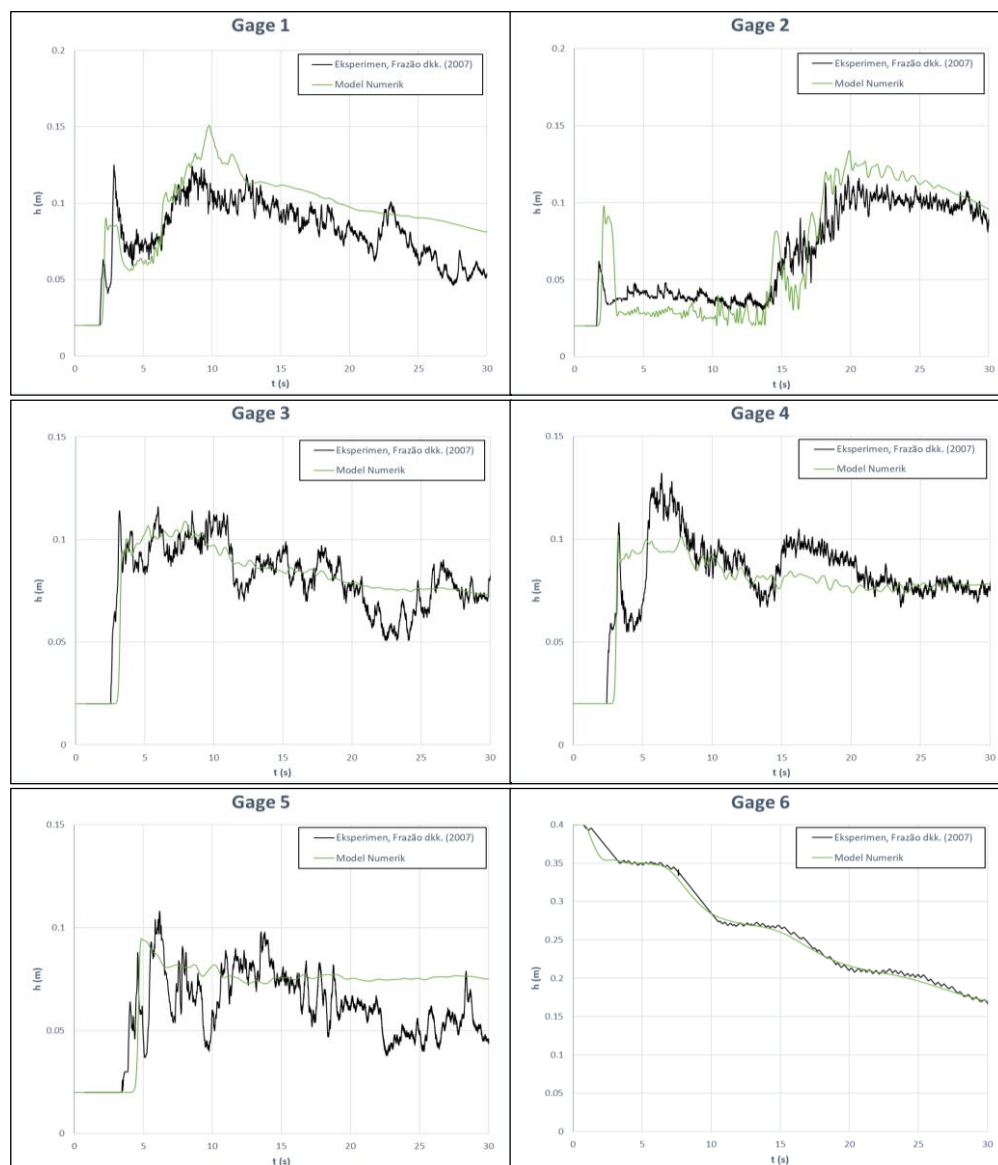
Model Numerik

Hasil yang didapat dari pemodelan numerik berupa tinggi fluktuasi muka air pada titik pengamatan selama 30 detik dengan interval pencatatan setiap 0.1 detik. Untuk

verifikasi model, maka hasil yang didapat dibandingkan terhadap hasil eksperimen. Eksperimen dilakukan dengan H_0 sebesar 0.4 m, yaitu sama dengan skenario 7, dengan pencatatan pada 6 titik. Hasil perbandingan model numerik dengan eksperimen ditunjukkan pada Gambar 5.

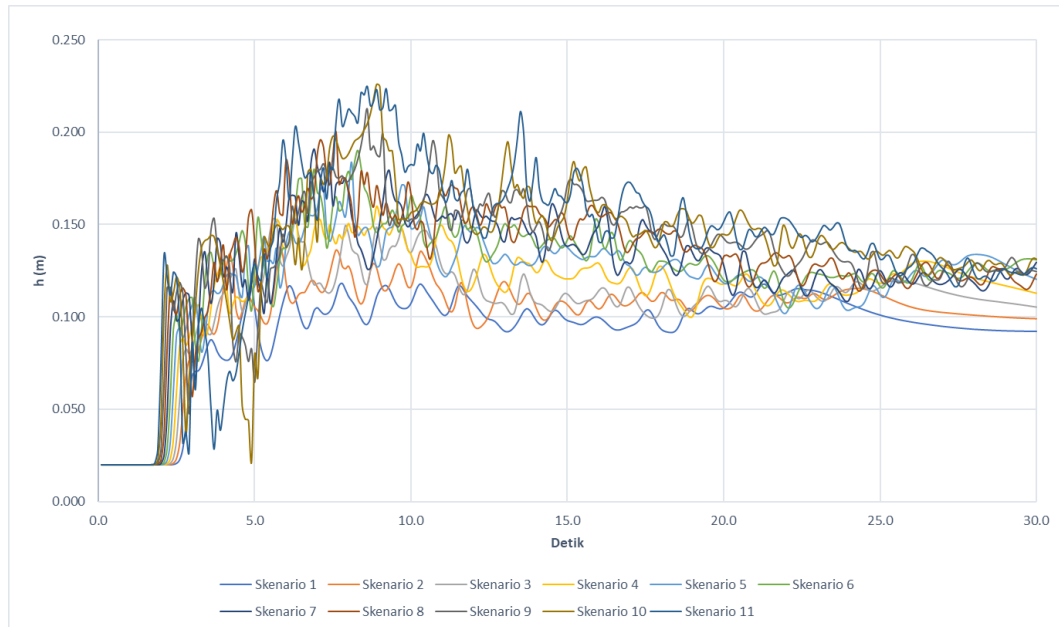


Gambar 4. Pengaturan Model untuk Verifikasi



Gambar 5. Perbandingan Hasil Eksperimen dan Model Numerik

Hasil perbandingan eksperimen dan model numerik memberikan perbandingan hasil yang baik, sehingga model telah terverifikasi. Selanjutnya, hasil untuk seluruh skenario ditunjukkan pada Gambar 6.

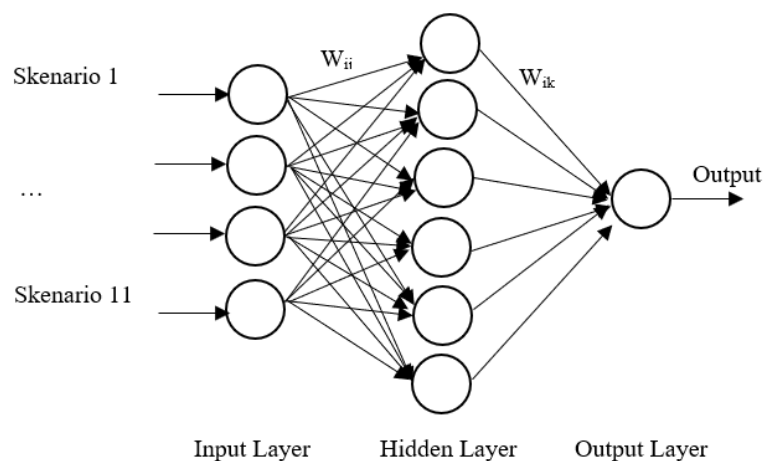


Gambar 6. Rekapitulasi Hasil Model Numerik

Dari grafik di atas, dapat dilihat bahwa semakin besar tinggi muka air di hulu bendungan, maka waktu kedatangan banjir semakin cepat, disertai dengan tinggi muka air yang semakin tinggi.

Analisa ANN (*Artificial Neural Network*)

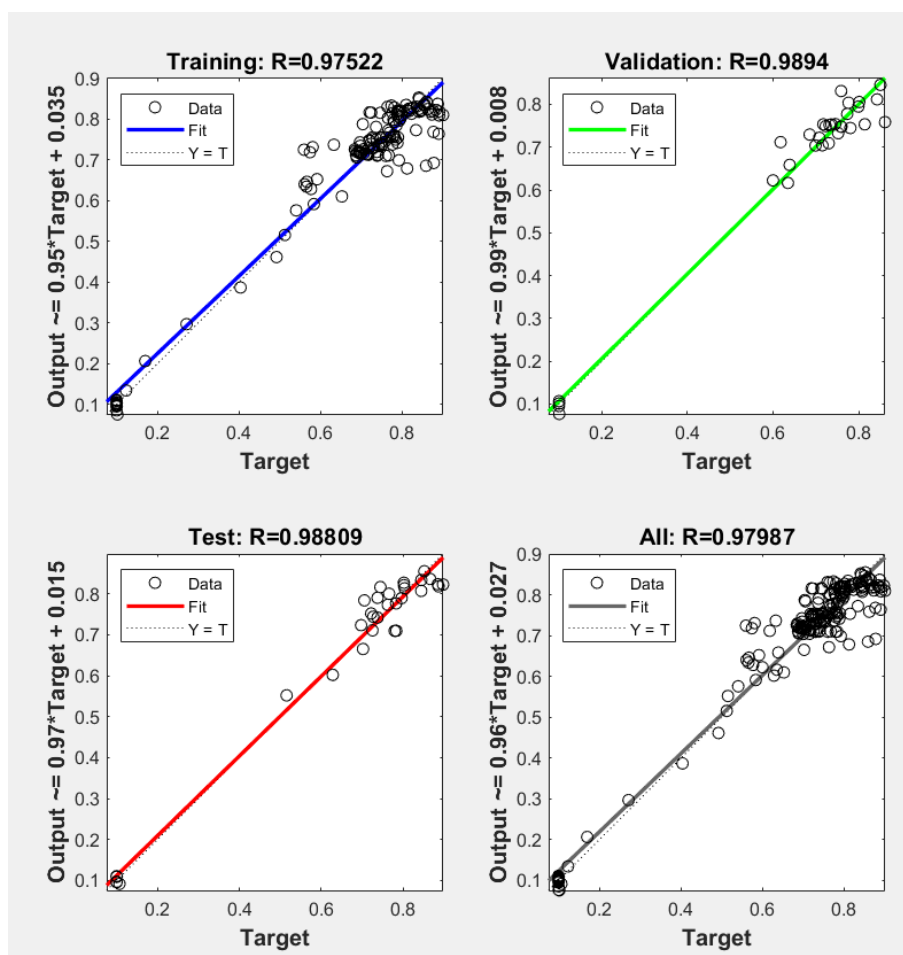
Dalam pembuatan ANN, hasil skenario 1 hingga 11 menjadi *input* untuk jaringan arsitek ANN. Adapun arsitek ANN untuk studi ini ditunjukkan pada Gambar 7.



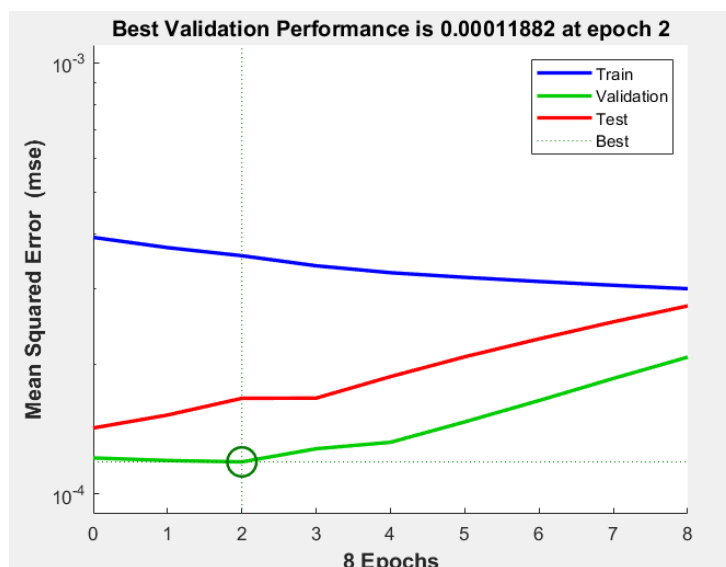
Gambar 7. Jaringan Arsitek ANN

Dalam pembuatan ANN, hasil skenario 1 hingga 11 menjadi *input* untuk *training* jaringan arsitek ANN. Adapun arsitek ANN untuk studi ini ditunjukkan pada Gambar 7. Untuk pengaturan model ANN digunakan algoritma backpropagation perceptron. Sedangkan untuk *training function* menggunakan metode TrainLM (Levenberg-Marquardt) dan *adaption learning function* menggunakan metode LearnGDM (Gradient Descent with Momentum Weight and Bias).

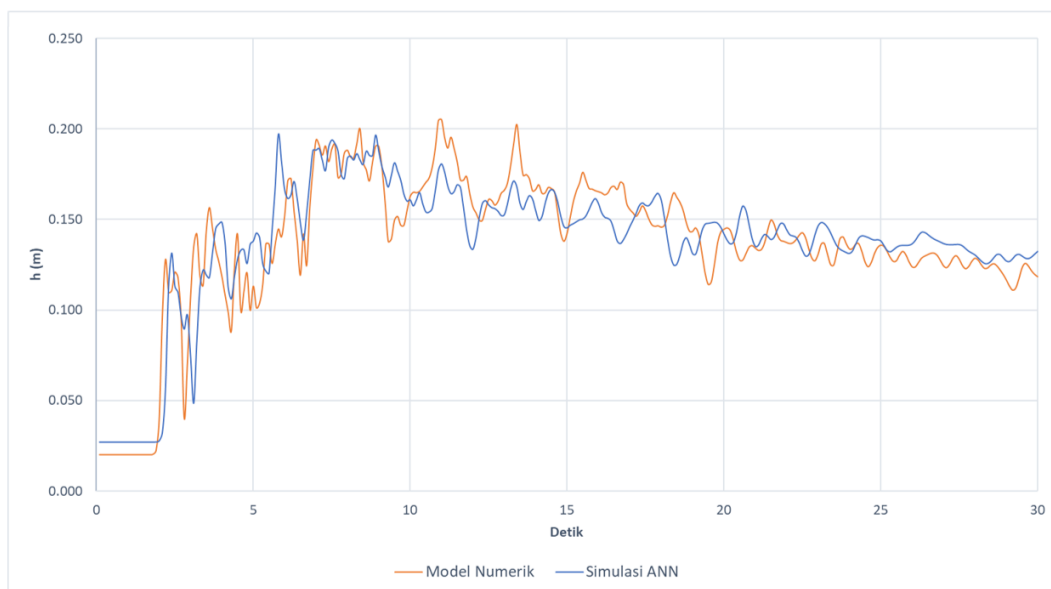
Setelah *training* jaringan ANN, selanjutnya dilakukan uji (*test*) model ANN menggunakan nilai variabel sembarang untuk memprediksi waktu kedatangan banjir dan kedalaman banjir pada posisi titik pengamatan. Jika koefisien korelasinya terlalu rendah, *training* jaringan ulang diperlukan sampai hasil eksperimen dan perhitungan mencapai korelasi yang lebih baik (Wei dkk., 2010). Pada studi ini, variabel *input* model adalah ketinggian muka air di hulu bendungan (Ho), sehingga digunakan nilai sembarang untuk variabel tinggi muka air, yaitu dalam hal ini digunakan 0.47 m. Hasil simulasi ANN berupa *training*, *validation*, dan *test* ditunjukkan pada Gambar 8 dan Gambar 9. Adapun jumlah *epoch* yang digunakan dalam simulasi ANN adalah 8.



Gambar 8. Hasil Simulasi ANN

Gambar 9. *Performance MSE (Mean Square Error)*

Hasil yang didapatkan seperti pada gambar di atas memberikan hasil yang baik dimana memberikan nilai regresi (R) yang mencapai 0.97 dan 0.98. Sedangkan berdasarkan grafik *performance MSE*, dapat diketahui bahwa *performance validation* terbaik berada pada epoch 2 dengan nilai 0.00011882 (bilangan non-dimensional). Guna memverifikasi kembali model ANN yang telah disimulasikan, maka hasil simulasi ANN akan dibandingkan terhadap hasil model numerik dengan $H_o = 0.47$ m. Hasil perbandingan tersebut ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Perbandingan Model Numerik dan Simulasi ANN

Hasil yang didapat menunjukkan perbandingan hasil yang baik untuk fluktuasi muka air dan juga waktu kedatangan banjir. Adapun selisih waktu kedatangan banjir adalah 0.1 detik atau 4.76% antara hasil model numerik dan simulasi ANN.

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

Hasil simulasi ANN yang telah di *training* menggunakan 11 skenario, memberikan hasil perbandingan yang baik terhadap model numerik dengan menggunakan nilai variabel H_0 sembarang. Adapun nilai regresi (R) yang didapat mencapai 0.97 dan 0.98, serta *performance* MSE *validation* terbaik berada pada epoch 2 dengan nilai 0.00011882 (bilangan non-dimensional). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode ANN dapat digunakan sebagai prediktor parameter aliran akibat keruntuhan bendungan, dimana dalam studi ini adalah kedalaman dan waktu kedatangan banjir.

Saran

Untuk pengembangan selanjutnya terkait program ANN untuk *dam break*, maka dapat dimasukkan variabel-variabel lainnya yang mempengaruhi kedalaman dan waktu kedatangan banjir ke dalam program ANN. Beberapa variabel yang mempengaruhi diantaranya koefisien Manning, atau variasi bentuk dan posisi bangunan. Hal tersebut bertujuan untuk meningkatkan kemampuan dan ketelitian dari program ANN.

Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini didukung oleh Riset ITB 2022, P2MI ITB 2022, dan Riset Unggulan 3P 2022.

Daftar Referensi

- Adityawan, M. B., Rahmasari, P., Chrysanti, A., Farid, M., Yakti, B. P. dan Purnama, M. R., 2021. Effect of Land Cover on Tsunami Overland Flow Propagation: A Case Study of Painan, West Sumatra, Indonesia. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, Vol.11(5): 1704-1712. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.11.5.14261>
- Adityawan, M. B. and Tanaka, H., 2012. Bed Stress Assessment Under Solitary Wave Run-Up. *Earth, Planets and Space Journal*, Vol.64(10): 945-954. <https://doi.org/10.5047/eps.2011.02.012>
- Farid, M., Yakti, B. P., Rizaldi, A. dan Adityawan, M. B., 2016. Finite Difference Numerical Scheme for Simulating Dam Break Flow, disajikan pada *The 5th HATHI Int. Sem. Water Resil. in a Changing World*, 29 - 31 Juli 2016, Bali.
- Frazão, S. S. dan Zech, Y., 2007. Experimental Study of Dam-Break Flow against an Isolated Obstacle. *Journal of Hydraulic Research*, Vol.45: 27-36. <https://doi.org/10.1080/00221686.2007.9521830>
- Hafiyyan, Q., Adityawan, M. B., Harlan, D., Natakusumah, D. K. dan Magdalena, I., 2021. Comparison of Taylor Galerkin and FTCS Models for Dam-Break Simulation, disajikan pada *The 5th International Seminar on Sustainable Urban Development*, 5 Agustus 2020, Jakarta. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/737/1/012050>

- Kim, P., 2017. *MATLAB Deep Learning with Machine Learning, Neural Network and Artificial Intelligence*, Apress, Seoul. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2845-6_2
- Kusuma, M. S. B., Farid, M. dan Adityawan, M. B., 2008. Numerical Model Study of Two Dimension Flow Generated by a Dam Break, disajikan pada *International Conference on Earthquake Engineering and Disaster Mitigation*, 14 - 15 April 2008, Jakarta.
- Magdalena, I., Adityawan, M. B. dan Jonathan, C., 2020. Numerical Model for Dam Break over a Movable Bed using Finite Volume Method. *International Journal of GEOMATE*, Vol.19(71): 98-105. <https://doi.org/10.21660/2020.71.27074>
- Maitsa, T. R., Mardika, M. G. I., Adityawan, M. B., Harlan, D., Kusumastuti, D. dan Kuntoro, A. A., 2020. 2D Numerical Simulation of Urban Dam Break and its Effect to Building using Lax Scheme with Numerical Filter, disajikan pada *4th International Conference on Earthquake Engineering & Disaster Mitigation (ICEEDM 2019)*, 25-27 September 2019, Padang.
- Mellivera, A., Zain, K., Adityawan, M. B., Harlan, D., Farid, M. dan Yakti, B. P., 2020. Development of FTCS Artificial Dissipation for Dam Break 2D Modelling. *Jurnal Teknik Sipil*, Vol.27(1): 1-8. <https://doi.org/10.5614/jts.2020.27.1.1>
- Priddy, K. L. dan Keller, P. E., 2005. *Artificial Neural Networks : An Introduction*, SPIE Press, Bellingham. <https://doi.org/10.1117/3.633187>
- Purnama, M. R., Adityawan, M. B., Farid, M., Chrysanti, A., Rayadi, B. T. dan Suryadi, Y., 2021. Development of Tsunami Inundation Map for the Coast of Palu City, disajikan pada *The 5th International Seminar on Sustainable Urban Development*, 5 Agustus 2020, Jakarta. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/737/1/012049>
- Putri, P. I. D., Iskandar, R. F., Adityawan, M. B., Kardhana, H. dan Indrawati, D., 2020. 2D Shallow Water Model for Dam Break and Column Interactions. *Journal of the Civil Engineering Forum*, Vol.6(3): 237-246. <https://doi.org/10.22146/jcef.54307>
- Raharja, M. A. dan Astra, I. T., 2018. Prediksi Ketinggian Gelombang Laut Menggunakan Metode Backpropagation pada Pantai Lebih Gianyar. *Ilmu Komputer Universitas Udayana*, Vol.11: 19-26. <https://doi.org/10.24843/jik.2018.v11.i01.p03>
- Sandi, C., Adityawan, M. B., Nurendyastuti, A. K., Farid, M., Harlan, D., Kuntoro, A. A. dan Widyaningtias, 2022. Building Treatments in Numerical Modeling of Dam Break Induced Flow in Urban Area, disajikan pada *5th International Conference of Earthquake Engineering and Disaster Mitigation (status diterima)*, 28 - 29 September 2022, Yogyakarta.
- Seyedashraf, O., Mehrabi, M. dan Akhtari, A. A., 2018. Novel Approach for Dam Break Flow Modeling Using Computational Intelligence. *Journal of Hydrology*, Vol.559: 1028-1038. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.03.001>

- Sihombing, Y. I., Adityawan, M. B., Chrysanti, A., Widyaningtias, Farid, M., Nugroho, J., Kuntoro, A. A. dan Kusuma, M. A., 2020. Tsunami Overland Flow Characteristic and Its Effect on Palu Bay Due to the Palu Tsunami 2018. *Journal of Earthquake and Tsunami*, Vol.14: 1-20. <https://doi.org/10.1142/S1793431120500098>
- Wei, Y., Wang, D. dan Liu, Q., 2010. Application of Artificial Neural Network to Calculation of Solitary Wave Run Up. *Water Science and Engineering*, Vol.3(3): 304-312.
- Yakti, B. P., Adityawan, M. B., Farid, M., Suryadi, Y., Nugroho, J. dan Hadihardaja, I. K., 2018. 2D Modeling of Flood Propagation due to the Failure of Way Ela Natural Dam, disajikan pada *The Third International Conference on Sustainable Infrastructure and Built Environment (SIBE 2017)*, 26-27 September 2017, Bandung. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201814703009>
- Zendrato, N. L. H., Chrysanti, A., Yakti, B. P., Adityawan, M. B., Widyaningtias dan Suryadi, Y., 2018. Application of Finite Difference Schemes to 1D St. Venant for Simulating Weir Overflow, disajikan pada *The Third International Conference on Sustainable Infrastructure and Built Environment (SIBE 2017)*, 26 - 27 September 2017, Bandung. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201814703011>
- Zendrato, N. L. H., Harlan, D., Adityawan, M. B. dan Natakusumah, D. K., 2019. 1D Numerical Modelling of Dam Break using Finite Element Method, disajikan pada *The 2nd Conference for Civil Engineering Research Networks (ConCERN-2 2018)*, 27 - 29 November 2018, Bandung.