

Analisis Potensi Bencana Banjir Berdasarkan Hasil Prediksi Curah Hujan di Kabupaten Sumbawa

Romi Aprianto^{1*}, Permata Ayu Dwi Puspitasari², Syarif Fitriyanto³ dan Akbar Tawaqqal⁴

^{1,3} Universitas Samawa Sumbawa Besar

² Sekolah Dasar Islam Terpadu Darus Sunnah Sumbawa

⁴ Universitas Mataram

* E-mail: romiaprianto.sumbawa@gmail.com

Abstrak

Peristiwa banjir di Kabupaten Sumbawa terjadi hampir setiap tahun. BNPB mencatat telah terjadi sebanyak 80 kali bencana banjir di Kabupaten Sumbawa sejak tahun 2009. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis potensi bencana banjir di Kabupaten Sumbawa berdasarkan data hasil prediksi curah hujan menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN) backpropagation*. Data historis curah hujan bulanan dari Juni 2009 sampai Mei 2024 digunakan untuk melatih dan menguji model ANN. Hasil prediksi menunjukkan periode kritis terjadi pada Februari 2025 yang mengindikasikan potensi banjir yang tinggi. Penelitian ini mengusulkan strategi mitigasi yang meliputi peningkatan sistem pemantauan cuaca, edukasi publik, reforestasi, dan pembangunan infrastruktur hijau. Kolaborasi antara pemerintah, masyarakat, dan lembaga penelitian ditekankan sebagai kunci untuk mengurangi risiko dan dampak banjir.

Kata kunci: banjir, prediksi curah hujan, artificial neural network, backpropagation, mitigasi bencana, sumbawa

PENDAHULUAN

Banjir, sebagai salah satu bencana alam yang paling sering terjadi, memiliki dampak yang besar dan luas pada kehidupan manusia. Fenomena ini tidak hanya mempengaruhi daerah pedesaan tetapi juga perkotaan, dengan konsekuensi yang sering kali merusak. Di Kabupaten Sumbawa, banjir telah berkembang menjadi ancaman serius yang memerlukan perhatian khusus, terutama di wilayah-wilayah yang berdekatan dengan aliran sungai, di mana risiko dan kerentanan terhadap banjir meningkat secara signifikan (Ginting, 2021; Situngkir, 2022; Sulaiman dkk., 2020). Tingginya intensitas hujan, terutama dalam durasi yang singkat, dapat menyebabkan sungai meluap dan sistem drainase menjadi terbebani, sehingga air melimpah ke area pemukiman dan lahan pertanian (Sugandhi dkk., 2023; Rakuasa dkk., 2023). Selain itu, faktor lain seperti deforestasi, urbanisasi yang tidak terencana dengan baik, dan perubahan iklim juga berkontribusi terhadap peningkatan frekuensi dan intensitas banjir (Aprianto dkk., 2024). Mengingat pentingnya isu ini, analisis potensi banjir yang akurat dan komprehensif menjadi sangat penting. Analisis ini salah satunya perlu mempertimbangkan hasil prediksi curah hujan, yang dapat diperoleh melalui model-model meteorologi dan hidrologi.

Prediksi curah hujan dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satunya adalah menggunakan *Artificial Neural Network backpropagation*. Metode ini telah digunakan dalam berbagai penelitian prediksi dan telah terbukti efektif dalam memprediksi curah hujan berdasarkan data historis. Penggunaan *Artificial Neural Network (ANN)* dengan algoritma *backpropagation* telah menunjukkan efektivitas dalam memprediksi fenomena hidrometeorologi ini. ANN meniru proses pembelajaran otak manusia dan mampu mengidentifikasi pola kompleks dari data historis untuk menghasilkan prediksi yang akurat (Pradana dkk., 2022; Fansyuri, 2023). *ANN backpropagation* merupakan metode pembelajaran supervisi yang menggunakan mekanisme penyebaran mundur untuk memperbarui bobot jaringan (Aprizal dkk., 2019; Hasanati & Meidelfi, 2020). Algoritma ini secara iteratif menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan antara output aktual dan output yang diharapkan, dengan tujuan meminimalkan fungsi kesalahan seperti *Mean Square Error* (Wijaya dkk., 2023). Dengan algoritma

ANN *backpropagation* dalam memprediksi curah hujan, kita dapat memperkirakan potensi terjadinya banjir di masa mendatang. Penelitian yang dilakukan Aprianto dkk (2023) menggunakan ANN *backpropagation* dalam memprediksi curah hujan menggunakan data dari tahun 2008-2022. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode ANN *backpropagation* memiliki akurasi yang baik dalam memprediksi curah hujan, dengan nilai MSE yang sangat kecil. Pengembangan aplikasi berbasis web yang mengintegrasikan ANN *backpropagation* untuk prediksi curah hujan bulanan telah dilakukan oleh (Gifari dkk., 2020). Penelitian ini menggunakan data curah hujan bulanan selama tiga tahun sebelumnya sebagai input dan berhasil mencapai tingkat akurasi prediksi sebesar 91,67%. Pemanfaatan ANN *backpropagation* tidak terbatas pada prediksi jangka panjang, tetapi juga efektif untuk prediksi curah hujan harian. Sebuah penelitian yang dilakukan oleh Dewi dkk (2019) menunjukkan bahwa model ANN dapat digunakan untuk memprediksi curah hujan harian dengan tingkat akurasi yang ditentukan berdasarkan nilai MSE. Keunggulan utama dari ANN *backpropagation* terletak pada kemampuannya untuk belajar dari data tanpa memerlukan model matematika yang eksplisit (Aryanti, 2023). Hal ini memungkinkan ANN untuk menangani non-linearitas yang sering ditemui dalam data curah hujan (Wu & Feng, 2018). Peningkatan akurasi dalam prediksi curah hujan melalui ANN *backpropagation* memiliki dampak signifikan terhadap manajemen bencana. Hal ini memungkinkan otoritas terkait untuk melakukan perencanaan yang lebih baik dan respons yang lebih cepat terhadap potensi banjir.

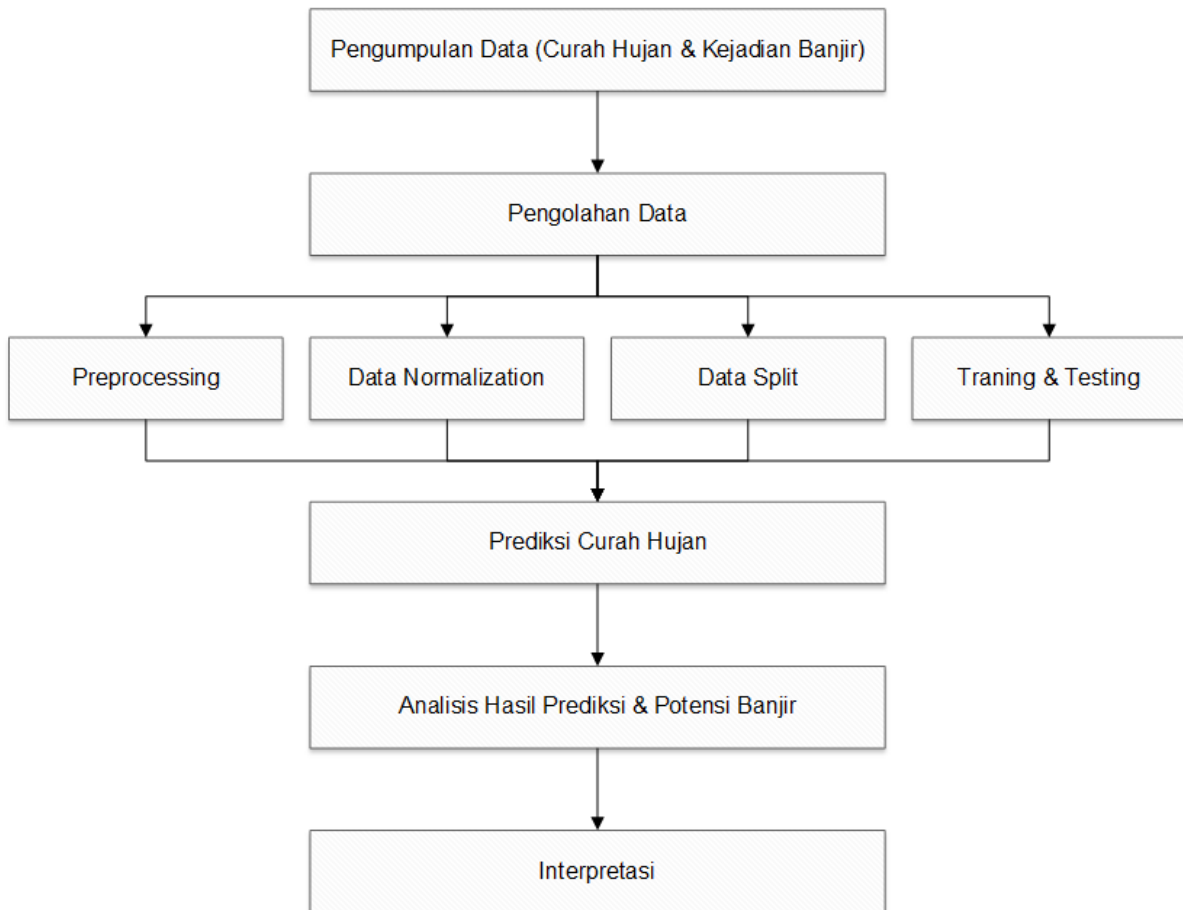
Analisis potensi banjir berdasarkan hasil prediksi curah hujan memiliki urgensi yang tinggi. Pertama, analisis ini dapat memberikan gambaran tentang potensi terjadinya banjir, khususnya di Kabupaten Sumbawa. Kedua, hasil analisis ini dapat menjadi dasar bagi pemerintah dalam menyusun kebijakan terkait bencana. Dengan memiliki gambaran yang jelas tentang potensi banjir, pemerintah dapat merencanakan dan melaksanakan langkah-langkah pencegahan dan mitigasi bencana dengan lebih efektif. Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan terkait dengan analisis potensi banjir. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah pemodelan HEC-HMS, yang memanfaatkan data curah hujan untuk menghasilkan hidrograf banjir dan memperkirakan debit banjir di Daerah Aliran Sungai (DAS). Studi yang dilakukan oleh Wasono dkk (2022) di DAS Sekampung menggunakan metode Hidrograf Satuan *Sintetis Soil Conservation Services* (HSS SCS) untuk menentukan debit banjir dan hidrograf banjir pada setiap sub-basin. Metode pembobotan dan *scoring* juga telah diterapkan untuk menganalisa tingkat kerawanan banjir di Kabupaten Bandung. Penelitian yang dilakukan oleh Sitorus dkk (2021) ini mengolah parameter curah hujan bersama dengan penggunaan lahan, kemiringan lereng, ketinggian lahan, dan tekstur tanah untuk menghasilkan peta rawan banjir. Penelitian yang dilakukan oleh Morante-Carballo dkk (2022) telah melakukan analisis eksploratif dan tren penelitian model banjir. Penelitian ini menunjukkan bahwa telah terjadi peningkatan dalam penelitian yang berfokus pada model banjir. Penelitian lain oleh Awah dkk (2024) melakukan analisis sistematis tentang pendekatan dan metode yang digunakan untuk manajemen risiko banjir. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa masih ada celah dalam penerapan pendekatan berpikir sistematis dalam penelitian manajemen risiko banjir, terutama di negara-negara berkembang.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam upaya untuk memahami dan mengurangi risiko banjir di Kabupaten Sumbawa. Selain itu, penelitian ini dapat memperkaya keilmuan di bidang bencana banjir, juga diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna bagi pemerintah dan masyarakat dalam upaya mereka untuk menghadapi dan mengurangi dampak banjir. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis potensi bencana banjir berdasarkan hasil prediksi curah hujan menggunakan *metode artificial neural network* dengan algoritma *backpropagation* di Kabupaten Sumbawa.

METODE/EKSPERIMEN

Penelitian ini merupakan eksperimen murni dengan beberapa tahapan seperti pada gambar 1. Tahap pertama adalah pengumpulan data curah hujan dan data kejadian banjir di kabupaten Sumbawa. Data curah hujan yang digunakan adalah data historis curah hujan bulanan dari Juni 2009 sampai Mei 2024 yang diunduh dari halaman <https://power.larc.nasa.gov/>. Data kejadian banjir diunduh

dari halaman <https://dibi.bnpp.go.id/>. Tahapan kedua adalah pengolahan data, terdiri dari 4 proses, yaitu *preprocessing*, normalisasi data, *split* data, *testing* dan *training* data. Tahap ini merupakan tahapan inti dari proses prediksi curah hujan. Hasilnya berupa prediksi curah hujan dari bulan Juni 2024 sampai Mei 2025. Setelah diperoleh hasil prediksi curah hujan, tahap berikutnya adalah tahap analisis hasil prediksi dikorelasikan dengan analisis potensi banjir yang berpotensi terjadi di kabupaten Sumbawa. Tahap terakhir adalah tahap interpretasi, yaitu tahap menyimpulkan hasil analisis sekaligus penyusunan rekomendasi tindakan yang dapat dilakukan untuk menghadapi bencana banjir.

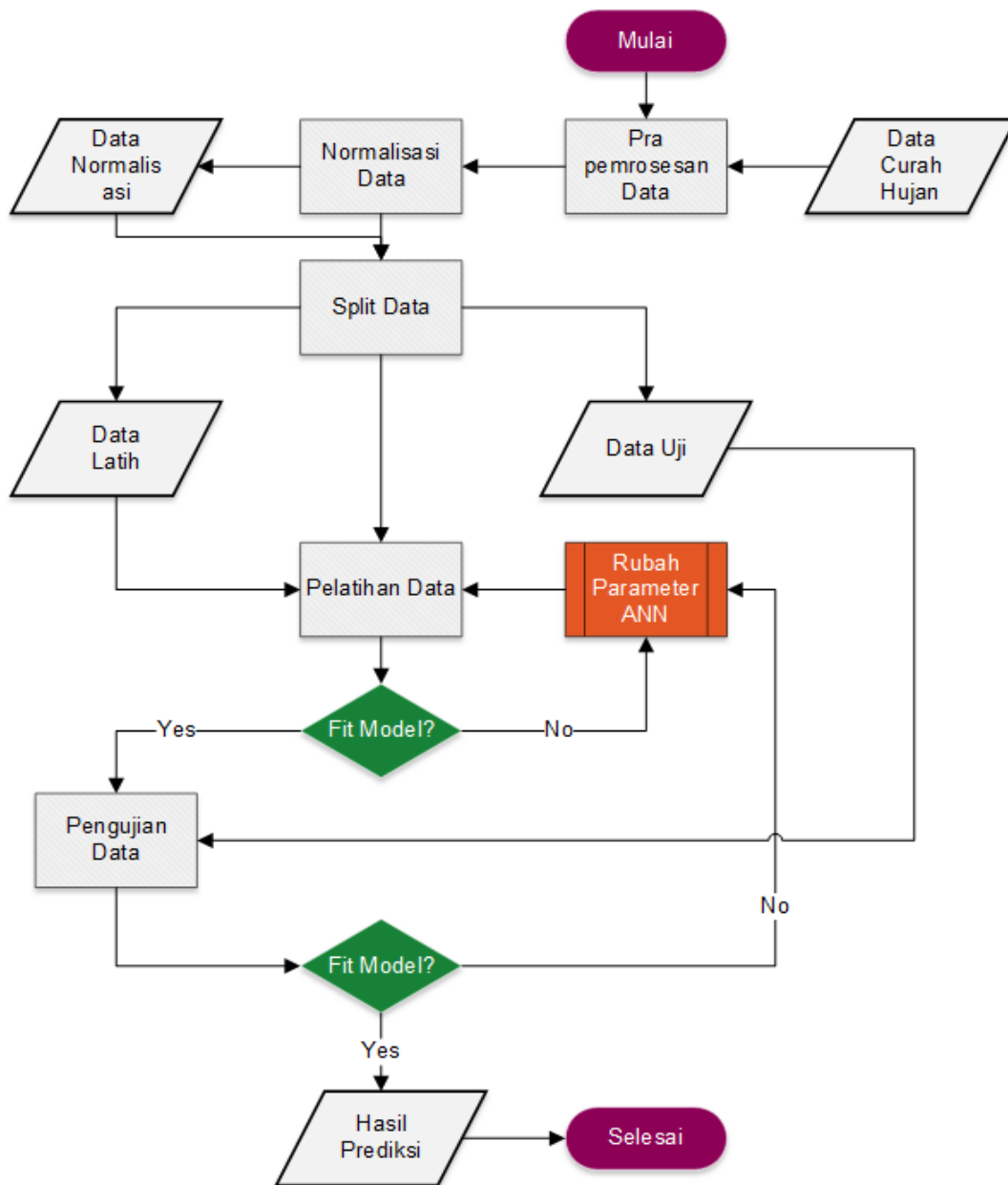


Gambar 1. Tahapan penelitian

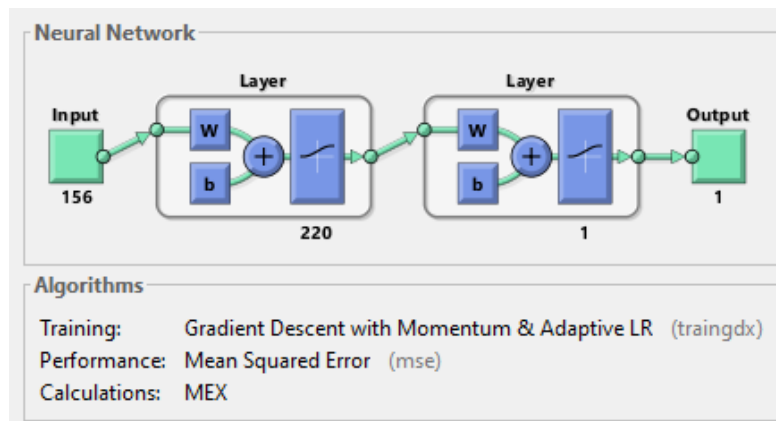
Gambar 2. Merupakan diagram alir proses prediksi curah hujan menggunakan ANN *backpropagation*. Proses prediksi ini berlangsung dalam beberapa tahapan, yaitu (i) pra pemrosesan data, merupakan tahap memeriksa dan mengevaluasi data curah hujan yang sudah diunduh apakah terdapat *noise*, data *outlier*, data inkonsisten, dan data tidak layak lainnya sehingga data yang digunakan dalam proses pelatihan adalah data yang berkualitas dan dapat meningkatkan performa dari model yang dibuat; (ii) normalisasi data, bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dengan mengurangi variabilitas dan kompleksitas data, sehingga proses pelatihan jaringan menjadi lebih efisien. Normalisasi membantu dalam mengurangi bias yang mungkin terjadi akibat skala variabel yang berbeda. Dengan normalisasi, semua variabel memiliki skala yang sama, sehingga tidak ada variabel yang mendominasi proses pelatihan. Normalisasi data dapat mempercepat konvergensi algoritma *backpropagation*. Dengan normalisasi, bobot dan bias dalam jaringan dapat diperbarui lebih cepat, sehingga proses pelatihan menjadi lebih cepat. Terakhir, dengan normalisasi data, ANN dapat lebih akurat dalam memprediksi output berdasarkan input yang diberikan. Dalam penelitian ini normalisasi dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner. Fungsi aktivasi ini digunakan untuk mengubah nilai-nilai input menjadi sesuatu yang setara antara 0 dan 1 untuk membuat keseluruhan proses

Romi Aprianto, Permata Ayu Dwi Puspitasari, Syarif Fitriyanto, dan Akbar Tawaqqal

seimbang secara statistik. Dengan demikian, normalisasi data dengan fungsi aktivasi ini dapat membantu dalam menormalkan data dan mencegah rentang nilai yang berbeda secara drastis, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses prediksi menggunakan ANN backpropagation; (iii) *split* data, data yang sudah dinormalisasi dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan dalam proses pelatihan model dan data uji digunakan untuk pengujian model; (iv) *training* model, saat proses pelatihan, bobot dan bias pada setiap neuron di jaringan dan disesuaikan berdasarkan kesalahan antara prediksi model dan nilai sebenarnya. Proses ini berlangsung berulang kali dalam apa yang disebut “epoch” sampai model mencapai tingkat akurasi yang dapat diterima atau memenuhi kriteria berhenti lainnya; (v) *testing* model, setelah model dilatih, data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Ini memberikan gambaran tentang sejauh mana model dapat menggeneralisasi pembelajaran yang diperoleh dari data latih ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini penting karena tujuan utama dari model pembelajaran mesin adalah untuk membuat prediksi yang akurat pada data baru, bukan hanya data yang digunakan untuk pelatihan. Hasil akhir dari semua tahapan di atas adalah data hasil prediksi curah hujan dari juni 2024 sampai mei 2025.



Gambar 2. Diagram alir proses prediksi menggunakan ANN backpropagation
 Proses pelatihan model pada penelitian ini menggunakan struktur ANN backpropagation 156-220-1, artinya ada 156 *input data*, 220 *hidden layer*, dan 1 *output* seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Struktur jaringan ANN backpropagation yang digunakan

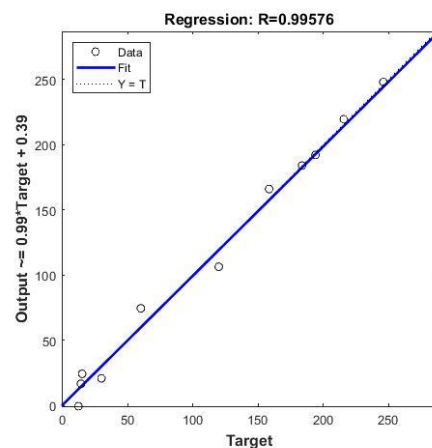
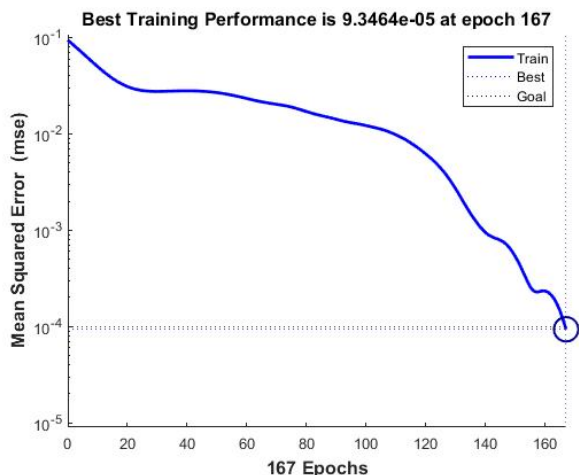
Evaluasi model pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *Mean Square Error* (MSE) yang mengukur tingkat kesalahan model dengan cara mengambil rata-rata dari kuadrat perbedaan antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai sebenarnya. Dengan kata lain, MSE memberikan ukuran seberapa jauh prediksi model dari nilai yang sebenarnya. Jika nilai MSE rendah, ini menunjukkan bahwa model berhasil membuat prediksi dengan baik. Sebaliknya, nilai MSE yang tinggi menunjukkan bahwa model prediksi tidak terlalu baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

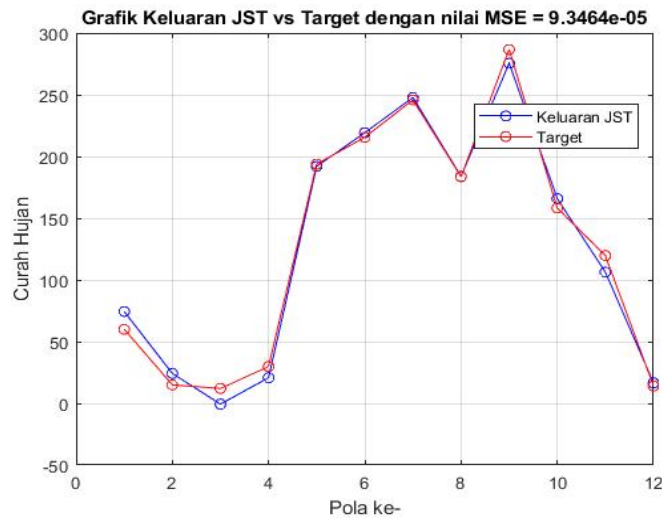
1. Pelatihan Model

Hasil pelatihan model prediksi menggunakan ANN backpropagation menunjukkan hasil yang sangat baik. Gambar 4 menunjukkan *best training performance* pada epoch 167 yang menunjukkan bahwa model mencapai performa terbaiknya pada iterasi ke-167 selama proses pelatihan. Ini berarti bahwa setelah 167 kali iterasi melalui data pelatihan, model memiliki kesalahan yang paling rendah dibandingkan dengan iterasi sebelumnya. Gambar 5 menunjukkan koefisien korelasi sebesar 0,99576 mendekati 1 yang menunjukkan bahwa ada hubungan linear yang sangat kuat antara output yang diprediksi oleh model ANN dan nilai sebenarnya, artinya bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model sangat akurat dan hampir sempurna sesuai dengan data aktual.



Gambar 4. Performance Model Epoch ke 167

Gambar 5. Koefisien Korelasi R= 099576

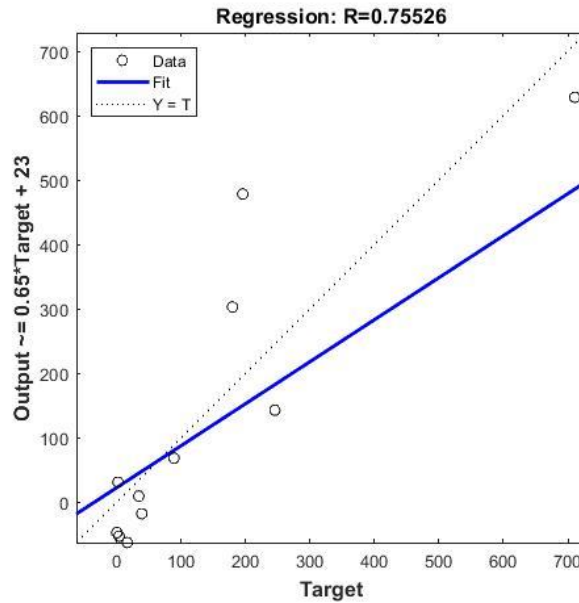


Gambar 6. Perbandingan keluaran ANN dengan Target pada pelatihan model dengan MSE = 0,0000934

Gambar 6 menunjukkan nilai *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,000093464. MSE adalah rata-rata dari kuadrat kesalahan antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai sebenarnya. Nilai MSE yang sangat rendah ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat kecil dalam prediksi yang dibuatnya. Dalam kata lain, model sangat akurat dalam memprediksi jumlah hujan. Hasil ini menunjukkan bahwa model ANN backpropagation yang dikembangkan sangat efektif dalam memprediksi hujan, dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan yang minimal. Model ini bisa menjadi alat yang sangat berguna dalam analisis potensibanjir.

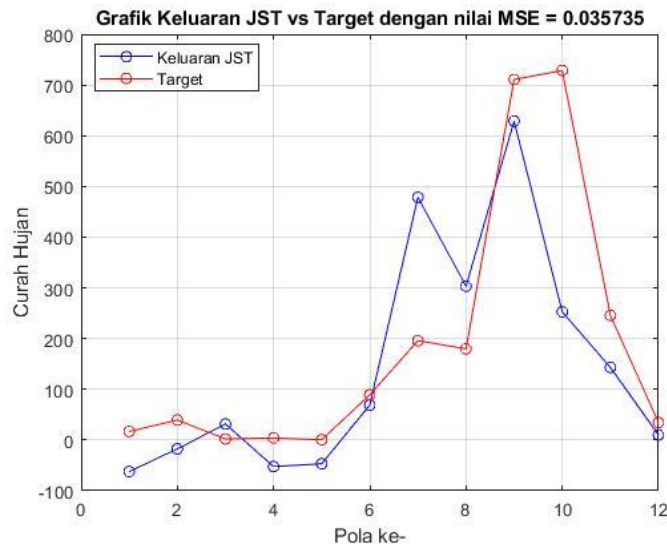
2. Pengujian Model

Hasil pengujian model ANN backpropagation menunjukkan performa yang berbeda dari hasil pelatihan. Gambar 7 menunjukkan koefisien korelasi sebesar 0,75526. Nilai ini lebih rendah dibandingkan dengan koefisien korelasi yang diperoleh selama pelatihan. Koefisien korelasi tersebut menunjukkan bahwa hubungan linear antara prediksi model dan nilai sebenarnya masih kuat, namun tidak sekuat yang ditunjukkan selama pelatihan.



Gambar 7. Koefisien Korelasi Pengujian Model R = 0,75526

Gambar 8 menunjukkan Mean Square Error (MSE) sebesar 0,035735. Nilai MSE yang lebih tinggi ini menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan kuadrat antara prediksi dan nilai sebenarnya lebih besar pada data pengujian dibandingkan dengan data pelatihan. Namun, nilai masih dianggap layak



Gambar 8. Perbandingan keluaran ANN dengan Output pada pengujian model dengan MSE = 0,035735

3. Hasil Prediksi Curah Hujan

Tabel 1 menunjukkan hasil prediksi curah hujan yang diperoleh dari model ANN backpropagation dari bulan juni 2024 sampai Mei 2025. Juni 2024 hingga Oktober 2024 menunjukkan 0 mm dan 31,5 mm curah hujan, yang bisa mengindikasikan periode kemarau di wilayah tersebut. Ini mungkin periode yang kering dengan sedikit atau tanpa hujan. November 2024 curah hujan meningkat menjadi 68,8 mm, menunjukkan bahwa musim hujan telah dimulai. Desember 2024 hingga Februari 2025 terjadi lonjakan besar dalam prediksi curah hujan, dengan 478,5 mm pada Desember, 303,3 mm pada Januari, dan 628,6 mm pada Februari yang merupakan puncak dari musim hujan. Maret 2025 hingga Mei 2025 terjadi penurunan bertahap dalam curah hujan, dengan 252,6 mm pada

Maret, 143,2 mm pada April, dan 10,1 mm pada Mei, yang mungkin menandakan akhir dari musim hujan dan transisi kembali ke periode yang lebih kering.

Tabel 1. Hasil prediksi curah hujan

Month	Rainfall (mm)
Juni 2024	0
Juli 2024	0
Agustus 2024	31,5
September 2024	0
Oktober 2024	0
November 2024	68,8
Desember 2024	478,5
Januari 2025	303,3
Februari 2025	628,6
Maret 2025	252,6
April 2025	143,2
Mei 2025	10,1

Pembahasan

Kabupaten Sumbawa, terletak di Provinsi Nusa Tenggara Barat, Indonesia, memiliki sejarah yang panjang dengan bencana banjir. Data dari halaman resmi Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) <https://dibi.bnpb.go.id/> menunjukkan bahwa sejak tahun 2009 hingga 2024, telah terjadi sekitar 80 kejadian banjir. Sebagian besar banjir terjadi saat musim hujan dengan intensitas curah hujan yang tinggi. Prediksi curah hujan yang akurat adalah kunci dalam memahami dan mengurangi risiko banjir di wilayah ini. Dari data historis, kita dapat melihat pola yang menunjukkan bahwa banjir terjadi setiap tahun di Kabupaten Sumbawa. Beberapa faktor yang berkontribusi terhadap frekuensi dan intensitas banjir meliputi: (i) Kabupaten Sumbawa memiliki topografi yang beragam, dengan dataran rendah, perbukitan, dan pegunungan. Daerah dataran rendah cenderung lebih rentan terhadap banjir karena aliran air yang lebih mudah terakumulasi; (ii) Transformasi lahan dari hutan menjadi pemukiman, pertanian, atau industri dapat mempengaruhi aliran permukaan dan drainase. Pembukaan lahan baru dan perubahan tata guna lahan dapat mengurangi kapasitas alamiah tanah untuk menyerap air hujan, meningkatkan aliran permukaan, dan memperburuk risiko banjir; (iii) Faktor-faktor seperti curah hujan, debit sungai, dan kondisi sungai memainkan peran penting dalam kejadian banjir. Curah hujan yang tinggi dalam waktu singkat dapat menyebabkan luapan sungai dan banjir bandang. Selain itu, sedimentasi dan pendangkalan sungai juga dapat mempengaruhi aliran air; (iv) Peningkatan intensitas hujan akibat perubahan iklim menjadi faktor risiko tambahan. Pola curah hujan yang tidak terduga dan ekstrem dapat menyebabkan banjir yang lebih sering dan lebih parah.

Prediksi curah hujan untuk periode Juni 2024 hingga Mei 2025 menunjukkan variasi yang signifikan, dengan bulan-bulan tertentu seperti Februari 2025 diperkirakan memiliki curah hujan yang sangat tinggi, mencapai 628,6 mm. Februari menjadi bulan kritis di mana potensi banjir sangat tinggi. Tanah yang telah jenuh oleh hujan bulan-bulan (Desember 2024 dan Januari 2025) sebelumnya akan kurang mampu menyerap air tambahan sehingga meningkatkan risiko banjir dan luapan sungai. Maret 2025 dan April 2025 meskipun terjadi penurunan curah hujan, masih ada risiko banjir karena tanah yang sudah jenuh dan sistem drainase yang mungkin belum pulih sepenuhnya dari puncak musim hujan. Dengan memperhatikan pola ini, kita dapat mengidentifikasi bulan-bulan dengan potensi risiko banjir yang tinggi dan merencanakan strategi mitigasi yang sesuai. Infrastruktur yang ada, termasuk sistem drainase dan tanggul, harus diperiksa dan diperkuat untuk menangani volume air yang diperkirakan. Bendungan dan waduk harus dikelola dengan hati-hati untuk mengatur aliran air dan mencegah meluapnya air ke daerah pemukiman. Pemerintah daerah dan lembaga terkait harus menyiapkan rencana darurat, termasuk evakuasi dan penanganan pasca-banjir. Strategi mitigasi yang

dapat dilakukan antara lain: (i) peningkatan sistem pemantauan cuaca untuk memberikan peringatan dini yang akurat kepada masyarakat; (ii) program edukasi untuk meningkatkan kesadaran publik tentang tindakan yang harus diambil sebelum, selama, dan setelah banjir; (iii) program reforestasi untuk meningkatkan kapasitas tanah dalam menyerap air hujan dan mengurangi aliran permukaan; (iv) Pembangunan infrastruktur hijau seperti taman hujan, biopori, dan wetlands buatan untuk meningkatkan kapasitas daerah dalam mengelola air hujan; (v) Perlu ditingkatkan untuk mengantisipasi aliran air yang berlebihan selama musim hujan. Pembersihan saluran drainase, pembangunan tanggul, dan peningkatan kapasitas waduk harus menjadi prioritas. Dengan memahami prediksi curah hujan dan potensi banjir yang terkait, kita dapat mengambil langkah-langkah proaktif untuk mengurangi risiko dan dampak banjir di Kabupaten Sumbawa. Pendekatan yang komprehensif dan kolaboratif antara pemerintah, masyarakat, dan lembaga penelitian akan menjadi kunci dalam menghadapi tantangan ini.

PENUTUP

Kabupaten Sumbawa di Provinsi Nusa Tenggara Barat, Indonesia, memiliki sejarah panjang dengan bencana banjir. Data historis menunjukkan bahwa banjir terjadi setiap tahun di wilayah ini. Beberapa faktor yang berkontribusi terhadap frekuensi dan intensitas banjir meliputi topografi yang beragam, transformasi lahan, faktor cuaca, dan perubahan iklim. Prediksi curah hujan menggunakan *artificial neural network backpropagation* menunjukkan hasil prediksi yang layak dan dapat diterima. Hasil prediksi curah hujan untuk periode Juni 2024 hingga Mei 2025 menunjukkan variasi signifikan, dengan bulan Februari 2025 menjadi bulan kritis dengan potensi banjir yang tinggi. Strategi mitigasi yang dapat dilakukan antara pemantauan cuaca, edukasi publik, reforestasi, dan pembangunan infrastruktur hijau. Pemerintah, masyarakat, dan lembaga penelitian harus bekerja sama untuk mengurangi risiko dan dampak banjir di Kabupaten Sumbawa. Saran yang bisa diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah agak dapat dikembangkan analisis potensi banjir yang lebih mendalam dan komprehensif yang dapat memetakan titik-titik daerah berpotensi banjir secara spesifik.

DAFTAR PUSTAKA

- Aprianto, R., Fitriyanto, A., Hermansyah, & Walidain, S. (2023). Artificial Neural Network Backpropagation for Predicting Rainfall (Case Study in Sultan Muhammad Kaharuddin Meteorological Station). *Titian Ilmu: Jurnal Ilmiah Multi Sciences*, 15(1), 63–70. <https://doi.org/10.30599/jti.v15i1.2110>
- Aprianto, R., Fitriyanto, S., & Nufus, H. (2024). Analisis Pola Musim Hujan dan Kemarau Berdasarkan Prediksi Curah Hujan Tahun 2024 Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) di Kabupaten Sumbawa. *Titian Ilmu: Jurnal Ilmiah Multi Sciences*, 16(1), 25–32. <https://doi.org/10.30599/jti.v16i1.3121>
- Aprizal, Y., Zainal, R., & Afriyudi, A. (2019). Perbandingan Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Menggali Potensi Mahasiswa Baru di STMIK PalComTech. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 18(2), 294–301. <https://doi.org/10.30812/matrik.v18i2.387>
- Aryanti, W. (2023). Penerapan Artificial Neural Network dengan Algoritma Backpropagation untuk Memprediksi Harga Saham. *JRS: Jurnal Riset Statistika*, 3(2), 107–118. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i2.2953>
- Awah, L., Belle, J., Nyam, Y., & Orimoloye, I. (2024). A Systematic Analysis of Systems Approach and Flood Risk Management Research: Trends, Gaps, and Opportunities. *International Journal of Disaster Risk Science*, 15, 45–57. <https://doi.org/10.1007/s13753-024-00544-y>
- Dewi, K., Bahri, S., & Irwansyah. (2019). Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Indonesian Physical Review*, 2(1), 9–17. <https://doi.org/10.29303/jpr.v2i1.17>
- Fansyuri, M. (2023). Analisis Algoritma Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Apel Berbasis Ekstraksi Fitur Bentuk Dan Warna. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Pendidikan*, 1(6), 1662–1671. <https://www.journal.mediapublikasi.id/index.php/logic/article/view/4168>

- Gifari, A., Misbahuddin, & Yadnya, M. (2020). Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Untuk Prediksi Curah Hujan Berbasis Website. *Dielektrika*, 7(2), 88–93. <http://dielektrika.unram.ac.id/index.php/dielektrika/article/view/242>
- Ginting, S. (2021). Analisis Curah Hujan Penyebab Banjir Bandang di Ujung Berung, Bandung. *Akselerasi : Jurnal Ilmiah Teknik Sipil*, 2(2), 9–17. <https://doi.org/10.37058/aks.v2i2.2760>
- Hasanati, Z., & Meidelfi, D. (2020). Kajian Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Untuk Deteksi Bau. *Journal of Applied Computer Science and Technology (JACOST)*, 1(2), 90–95. <https://doi.org/10.52158/jacost.v1i2.113>
- Morante-Carballo, F., Montalvan-Burbano, N., Harías-Hidalgo, M., Domínguez-Granda, L., Apolo-Masache, B., & Carrión-Mero, P. (2022). Flood Models: An Exploratory Analysis and Research Trends. *Water*, 14(16), 1–23. <https://doi.org/10.3390/w14162488>
- Pradana, D., Alghifari, M., Juna, M., & Palaguna, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Indonesian Journal of Data and Science*, 3(2), 55–60. <https://doi.org/10.56705/ijodas.v3i2.35>
- Rakuasa, H., Somae, G., & Latue, P. (2023). Pemetaan Daerah Rawan Banjir di Desa Batumerah Kecamatan Sirimau Kota Ambon Menggunakan Sistem Informasi Geografis. *ULIL ALBAB: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 2(4), 1642–1653. <https://doi.org/10.56799/jim.v2i4.1475>
- Sitorus, I., Bioresita, F., & Hayati, N. (2021). Analisa Tingkat Rawan Banjir di Daerah Kabupaten Bandung Menggunakan Metode Pembobotan dan Scoring. *Jurnal Teknik ITS*, 10(1), C14–C19. <https://doi.org/10.12962/j23373539.v10i1.60082>
- Situngkir, A. (2022). Analisis Data Curah Hujan Sebagai Penyebab Banjir Di Gedongtataan, Lampung. *Development Innovation: Jurnal Kelitbangan (JIP)*, 10(1), 95–108. <https://doi.org/10.35450/jip.v10i01.277>
- Sugandhi, N., Rakuasa, H., Zainuddin, Wahab, W., Kamiludin, Jaelani, A., Ramdhani, & Reinaldi, M. (2023). Pemodelan Spasial Limpasan Genangan Banjir dari DAS Ciliwung di Kel. Kebon Baru dan Kel. Bidara Cina DKI Jakarta. *ULIL ALBAB: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 2(5), 1685–1692. <https://doi.org/10.56799/jim.v2i5.1477>
- Sulaiman, M., Setiawan, H., Jalil, M., Purwadi, F., Adio S, C., Brata, A., & Jufda, A. (2020). Analisis Penyebab Banjir di Kota Samarinda. *Jurnal Geografi Gea*, 20(1), 39–43. <https://doi.org/10.17509/gea.v20i1.22021>
- Wasono, A., Sari, Y., Sangkawati, S., & Nugroho. (2022). Analisis Debit Banjir Berdasarkan Data Curah Hujan Pada DAS Sekampung Menggunakan Pemodelan HEC-HMS. *AGREGAT*, 7(2), 686–692. <https://doi.org/10.30651/ag.v7i2.14871>
- Wijaya, F., Lestanti, S., & Rahmat, M. (2023). Penerapan Metode JST Backpropagation Pada Peramalan Produksi Pastry di Hyfresh Blitar. *JATI: Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(4), 2629–2635. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7393>
- Wu, Y., & Feng, J. (2018). Development and Application of Artificial Neural Network. *Wireless Personal Communications*, 1645–1656. <https://doi.org/10.1007/s11277-017-5224-x>