

PENGEMBANGAN MODEL PREDIKSI KECEPATAN ALIRAN SUNGAI BERDASARKAN VARIABILITAS CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE REGRESI

NABILA SITI BURNAMA^{1*}, MAULANA ARIF¹, RIKO ZULHENDRA¹

¹Departemen Teknik Sipil, Fakultas Teknik, Universitas Andalas, Padang, Sumatera Barat (nabilasiti@eng.unand.ac.id)

*Corresponding Author: nabilasiti@eng.unand.ac.id

Naskah diterima : 26 Mei 2026. Disetujui : 12 Juni 2026. Diterbitkan : 30 Juni 2026

ABSTRAK

Sungai Kuranji merupakan salah satu sungai utama di Kota Padang, Sumatera Barat. Hulu sungai ini berada di area permukiman, pusat perdagangan, dan pusat pendidikan. Oleh karena itu, bagian hulu Sungai Kuranji rawan tergenang banjir dan membutuhkan perencanaan mitigasi bencana yang memadai. Pemanfaatan *machine learning* untuk meningkatkan mitigasi bencana, seperti prediksi dan peringatan dini banjir. *Machine learning* mempermudah pekerjaan manusia dengan mempelajari data yang diberikan, sehingga dapat mempercepat serta meningkatkan perhitungan dan analisis hidrologi, hidrolika, dan lain-lain dalam waktu yang lebih singkat. Pada penelitian ini, kecepatan aliran saluran diprediksi menggunakan metode regresi, yaitu regresi linier dan regresi logistik. Data masukan yang digunakan adalah data curah hujan, kecepatan aliran, dan geometri sungai. Kondisi aliran dibagi menjadi dua, yaitu saat curah hujan rata-rata dan saat curah hujan ekstrem. Data dibagi menjadi 70% untuk *training* dan 30% untuk *testing*. Validasi hasil prediksi model menggunakan koefisien korelasi (R^2), di mana model dikatakan berhasil jika nilai koefisien korelasi di atas 0,8 atau 80%. Validasi hasil prediksi kecepatan aliran menggunakan metode regresi linier menunjukkan nilai R^2 untuk kecepatan aliran rata-rata sebesar 0,52 dan untuk kecepatan aliran maksimum sebesar 0,59. Sedangkan validasi untuk model dengan metode regresi logistik menghasilkan kecepatan aliran rata-rata sebesar 0,32 dan kecepatan aliran maksimum sebesar 0,36. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan jumlah data masukan dan variabel prediksi untuk meningkatkan pembelajaran *machine learning*, sehingga model prediksi yang dihasilkan memberikan hasil yang lebih baik.

Kata kunci: kecepatan aliran, curah hujan, regresi linear, regresi logistik, Kuranji

1. PENDAHULUAN

Kecepatan aliran saluran merupakan parameter hidrolika fundamental, yang berperan penting dalam normalisasi Sungai, manajemen pencegahan banjir, sedimen transpor, dan masalah lingkungan. Akurasi perhitungan kecepatan aliran sangat penting untuk merancang desain struktur hidrolika, menghitung risiko banjir, menganalisis morfologi

sungai, dan merencanakan sumber daya air (Julien, 2010). Namun, pengukuran kecepatan aliran di sungai alami lebih sulit karena perbedaan permukaan, akses yang terbatas, serta memerlukan keahlian dan operator khusus.

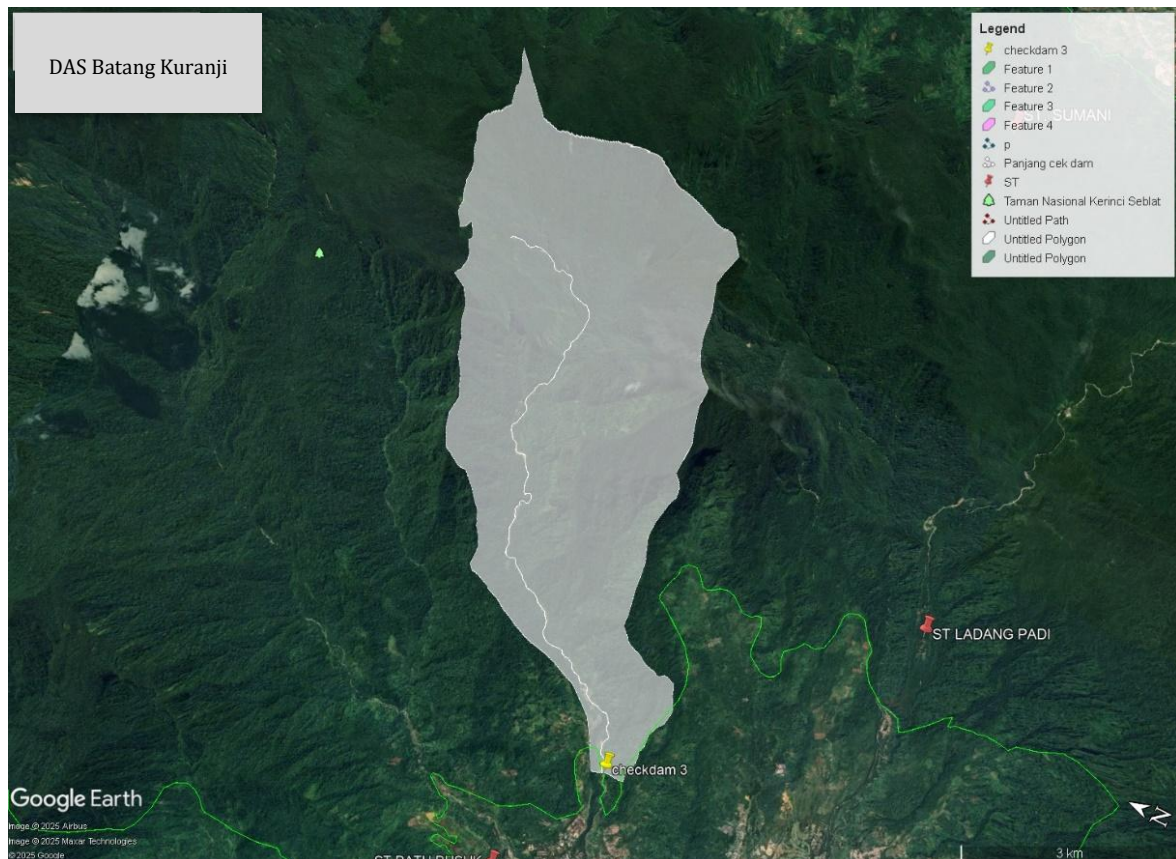
Kecepatan aliran sangat bergantung pada cuaca dan iklim. Ketika hujan ekstrem terjadi, menyebabkan kecepatan aliran meningkat pesat, menyebabkan banjir bandang yang merusak benda-benda yang di lewatinya. Banjir bandang pernah terjadi di Batang (Sungai) Kuranji pada tahun 2012, yang lebih dikenal oleh masyarakat dengan istilah “Galodo”. Kejadian ini menyebabkan kerusakan pada Bendung Gunung Nago dan di daerah hilir sungai, mengindikasikan bahwa area tersebut rentan terhadap cuaca ekstrem (Istijono & Hakam, 2016; Junaidi et al., 2019). Kejadian baru yang terjadi pada bulan November 2025 adalah bencana hidrometeorologi, yaitu hujan ekstrem yang terjadi secara terus-menerus akibat fenomena siklon. Akibat bencana hidrometeorologi, banjir bandang kembali terjadi di Batang Kuranji, menyebabkan Bendung Gunung Nago rusak total dan menghanyutkan rumah-rumah masyarakat di sekitar sungai.

Metode regresi, mulai dari model linier sederhana hingga teknik pembelajaran mesin dan teknik hibrida yang canggih, telah menunjukkan tingkat keberhasilan yang bervariasi dalam memprediksi kecepatan aliran sungai. Metode ini dipengaruhi oleh kombinasi variabel saluran dan daerah aliran sungai (Solis et al., 2010), parameter hidraulik dan geometris (Maghrebi & Vatanchi, 2024), faktor iklim (Hassan & Khan, 2022; Modabber-Azizi et al., 2022), vegetasi (Neary et al., 2012), dan dinamika transportasi sedimen (Cavalcante et al., 2021). Memahami variabel-variabel ini membantu dalam mengembangkan model yang akurat dan andal untuk memprediksi kecepatan aliran sungai.

Model regresi linier sederhana telah terbukti efektif dalam memprediksi debit sungai dalam kondisi tertentu, dengan kinerja yang lebih baik daripada model berdasarkan kriteria seperti koefisien korelasi, jumlah kuadrat kesalahan, dan kriteria puncak. Model regresi sederhana dapat digunakan untuk memprediksi berbagai karakteristik sungai, termasuk konduktivitas listrik yang terkait dengan debit sungai, dengan menggunakan transformasi seperti model logaritmik dan linier tersegmentasi untuk meningkatkan akurasi (Salarjazi & Ghorbani, 2019). Model pembelajaran mesin hibrida, seperti AR-M5P dan BA-RF, telah menunjukkan kinerja unggul dalam memprediksi kecepatan aliran di sungai yang ditumbuhi vegetasi. Secara khusus, AR-M5P mencapai akurasi tinggi dengan $R^2 = 0,954$, $NSE = 0,954$, dan $MAE = 0,042$ (Kumar et al., 2022). Perbandingan antara berbagai model regresi (misalnya, regresi adaptif multivariasi, pohon regresi, dan regresi linier berganda konvensional) menunjukkan bahwa model hibrida sering kali mengungguli model linier sederhana. Namun, model sederhana tetap menjadi acuan dasar untuk memahami dan memprediksi aliran sungai (Adnan et al., 2017).

2. METODA PENELITIAN

2.1. Area Studi



Gambar 1. DAS Cekdam III, Batang Kuranji

Batang Kuranji merupakan salah satu sungai besar yang melintasi Kota Padang, Sumatera Barat. Aliran sungai dimulai di antara Bukit Barisan, di mana curah hujan dan aliran di perbukitan membentuk aliran hulu sungai. Aliran tersebut mengalir melalui berbagai variasi permukaan, termasuk area permukiman maupun area hijau, sebelum mengalir ke Samudra Hindia. Daerah Aliran Sungai (DAS) Batang Kuranji memiliki luas 202.70 km² seperti yang terlihat pada Gambar 1, panjang sungai sekitar 32.41 km, sehingga sungai ini berperan penting sebagai salah satu sistem pengairan untuk area sekitar (Junaidi et al., 2019; Nurpasari & Febriamansyah, 2020)

2.2. Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini terdiri atas data curah hujan, data *Digital Elevation Model* (DEM), peta tutupan lahan, dan data geometri sungai. Detail data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengumpulan Data

Data	Sumber	Tahun
Curah Hujan	Dinas Pengelolaan Sumber Daya Air (PSDA)	2011 - 2022
DEM	DEMNAS	2024
Peta Tutupan Lahan	Badan Indonesia Geospasial (BIG)	2024
Geometri Sungai	Pengukuran Langsung	2025

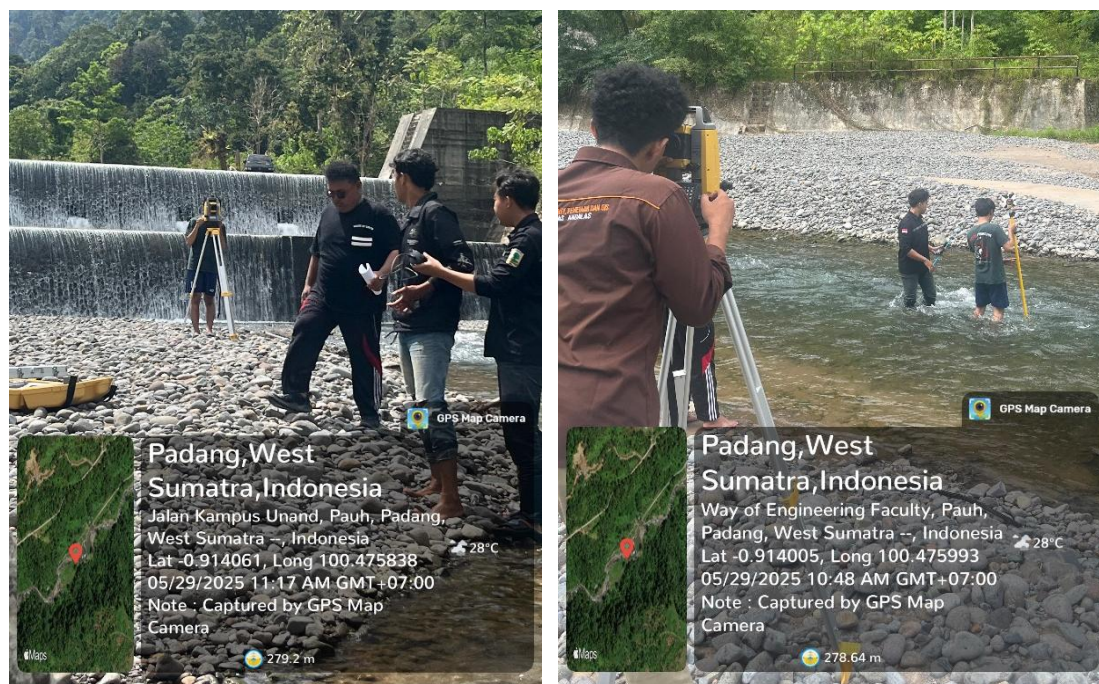
Berdasarkan luas DAS Batang Kuranji, data curah hujan diambil dari tiga stasiun curah hujan yang mencakup DAS tersebut, yaitu stasiun Gunung Nago, Batu Busuk, dan Ladang Laweh. Data curah hujan adalah curah hujan harian dan akan diolah menjadi curah hujan di wilayah DAS Batang Kuranji.

Karakteristik aliran sungai bergantung pada karakteristik curah hujan yang terjadi di DAS sungai tersebut. Pada penelitian ini, perhitungan kecepatan aliran dilakukan berdasarkan data kejadian, sehingga diambil dua kondisi curah hujan, yaitu curah hujan rata-rata dan curah hujan maksimum. Data curah hujan yang telah dihitung dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data curah hujan wilayah DAS Batang Kuranji

Tahun	Curah hujan rata-rata	Curah hujan maksimum
2011	75.00	134.33
2013	78.23	161.67
2014	78.07	132.33
2015	86.87	166.00
2016	114.00	166.33
2017	91.80	173.67
2018	87.67	160.00
2019	65.00	121.67
2021	139.67	185.67
2022	127.67	249.00

Data geometri sungai diukur langsung, dengan panjang sungai yang diteliti 100 m setelah Cekdam III, dan dibagi menjadi 9 bagian. Kegiatan pengukuran dapat dilihat pada Gambar 2. Sehingga dapat geometri yang didapatkan ada 9 titik, dengan jarak masing-masing titik pengukuran adalah 10 m.



Gambar 2. Pengukuran sungai geometri sungai, Batang Kuranji

2.3. Metode

2.3.1 Regresi Linear dan Logistik

Metode regresi adalah pemahaman mengenai hubungan ketergantungan, misalnya untuk menentukan apakah perubahan pada variabel X akan memengaruhi hasil pada variabel Y. Dalam penelitian ini, variabel terkaitnya adalah kecepatan aliran sungai, sedangkan variabel bebasnya adalah data curah hujan dan luas profil sungai. Regresi linier merupakan salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam analisis regresi dan yang paling sederhana di antara metode-metode lainnya (Weisberg, 2005).

$$E(Y|X = x) = a \text{ function that depends on the value } x \quad (1)$$

Persamaan (1) juga dikenal sebagai persamaan rata-rata yang digunakan dalam regresi linier. Bagian kiri dari persamaan adalah hasil data yang akan diprediksi berdasarkan variabel prediksi. Detail dari persamaan tersebut, dapat dilihat pada persamaan (2).

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 X \quad (2)$$

Tanda “ $\approx$ ” dapat diartikan sebagai “pendekatan dapat dimodelkan sebagai”. Variabel Y akan di regresi oleh variabel X. Linear regresi pendekatan langsung untuk memprediksi kuantitas nilai Y, berdasarkan nilai variabel X (James et al., 2023).

Perbedaan antara regresi linier dan logistik adalah bahwa variabel luaran pada model regresi logistik bersifat biner atau dikotomi. Perbedaan ini dapat terlihat pada kedua bentuk model dan asumsi (Jr. et al., 2013).

2.3.2 Pembagian dan Evaluasi Dataset

Data yang dikumpulkan terdiri dari 90 titik data untuk masing-masing kecepatan rata-rata dan kecepatan maksimum. Seluruh data diacak dan 70% di antaranya akan diambil sebagai data pelatihan, sedangkan 30% sisanya sebagai data pengujian.

Evaluasi model untuk aplikasi hidrologi menggunakan beberapa metode pengukuran, termasuk koefisien efisiensi (E), *root mean square error* (RMSE), dan koefisien korelasi (R^2), di antaranya (Wu et al., 2008). Evaluasi kinerja penelitian ini menggunakan koefisien korelasi (R^2).

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - \bar{V})(V_i - \bar{V})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - \bar{V})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (V_i - \bar{V})^2}} \right)^2, 0 \leq R^2 \leq 1 \quad (3)$$

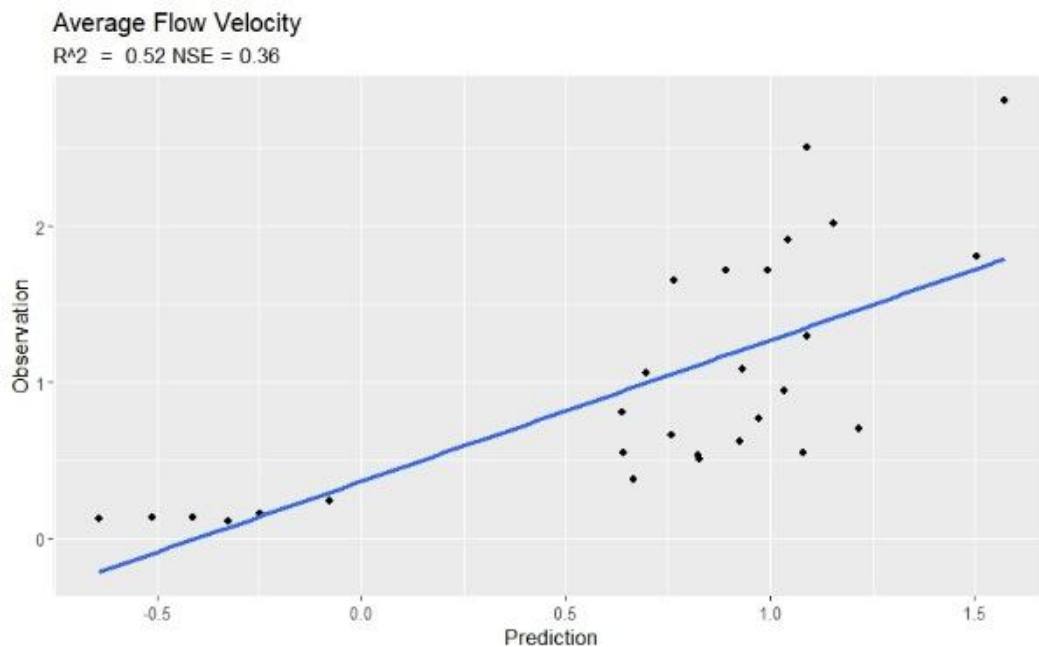
$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - V_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{V}_i - \bar{V})^2}, -\infty \leq NSE \leq 1 \quad (4)$$

Di mana $\hat{V}$ dan V masing-masing merupakan data kecepatan aliran sungai yang diamati dan yang diprediksi, yang mewakili nilai rata-rata yang diperkirakan dan nilai rata-rata aktual. N menunjukkan jumlah total titik data yang digunakan dalam penelitian ini. Nilai ideal untuk R^2 dan NSE masing-masing adalah 1 dan 1 (Kumar et al., 2022).

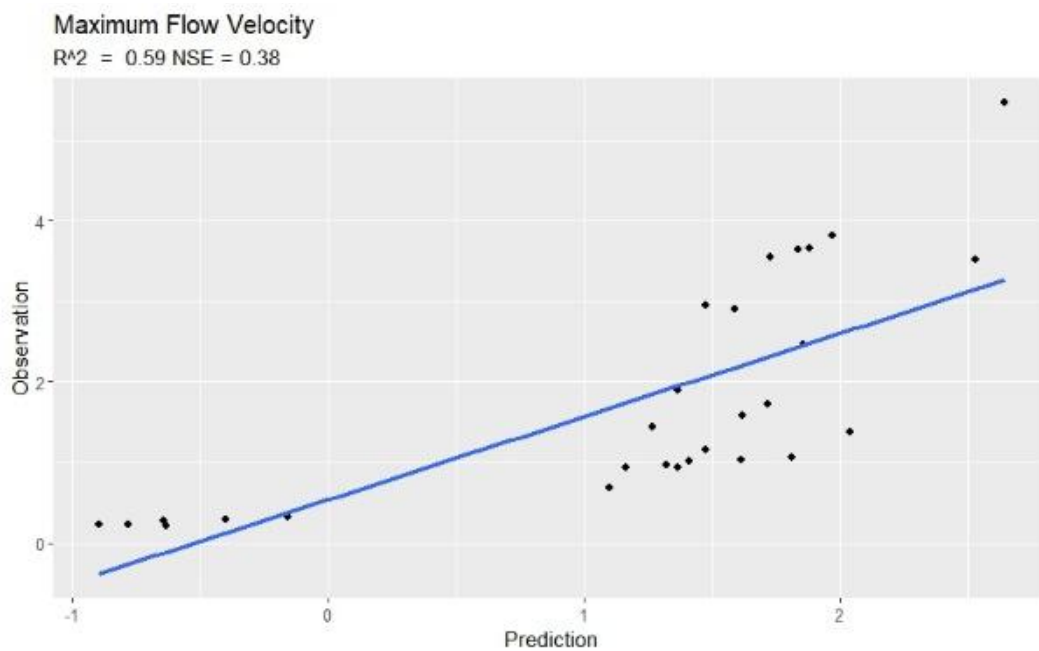
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Regresi Linear

Hasil model regresi linier untuk memprediksi kecepatan aliran sungai kurang memuaskan, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Gambar tersebut menunjukkan bahwa beberapa titik terletak di dekat garis biru, yang menandakan bahwa prediksi data mendekati data pengamatan. Beberapa titik yang jauh dari garis biru menunjukkan bahwa nilai prediksi tidak sesuai dengan data aktual.



(a)



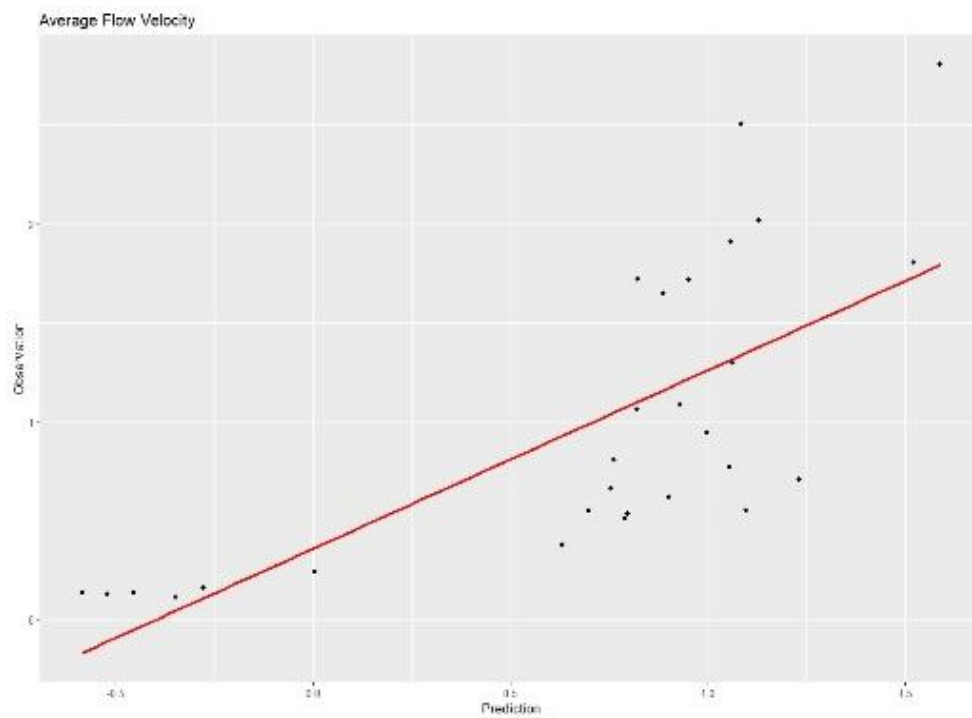
(b)

Gambar 3. Hasil prediksi kecepatan aliran menggunakan metode regresi linier, (a) kecepatan aliran rata-rata; (b) kecepatan maksimum

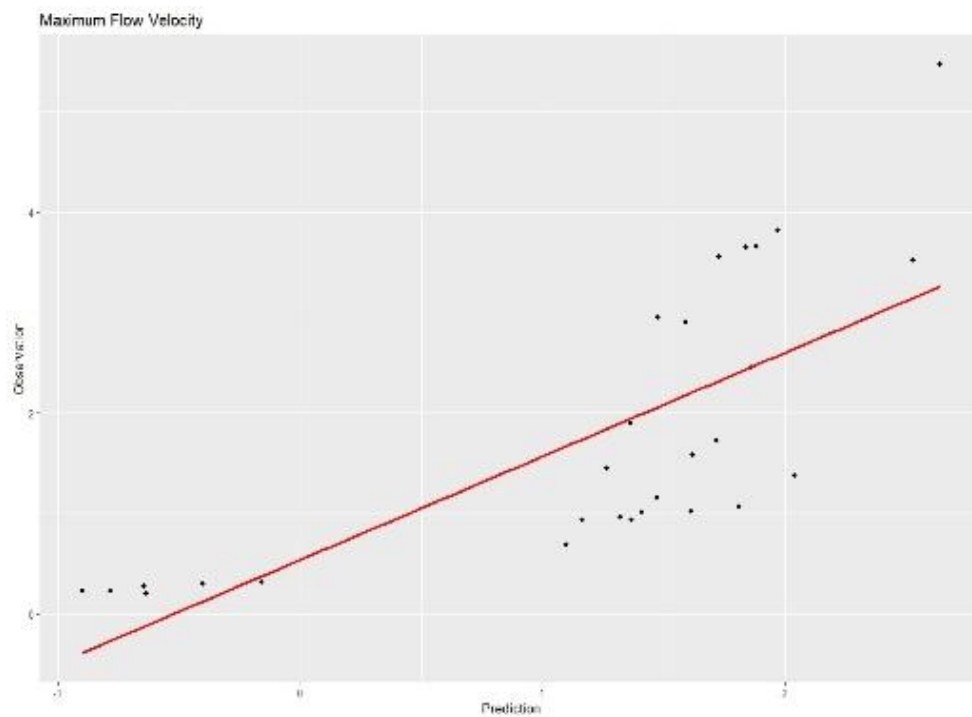
Hasil evaluasi model prediksi kecepatan aliran sungai menunjukkan nilai R^2 sebesar 0,52 untuk data kecepatan rata-rata dan 0,59 untuk data kecepatan maksimum. Sebuah model dapat dianggap berhasil jika nilai R^2 -nya lebih besar dari 0,8.

3.2. Regresi Logistik

Hasil pemodelan menggunakan metode regresi logistik belum terlalu memuaskan. Berdasarkan hasil evaluasi, nilai R^2 untuk data kecepatan rata-rata dan kecepatan maksimum masing-masing adalah 0,32 dan 0,36. Visualisasi hasil model ditunjukkan pada Gambar 4, di mana titik-titik tidak bergerombol di sekitar garis merah. Titik-titik tersebut tersebar cukup jauh dari garis merah. Dapat dikatakan bahwa sebagian besar data prediksi masih jauh dari data pengukuran.



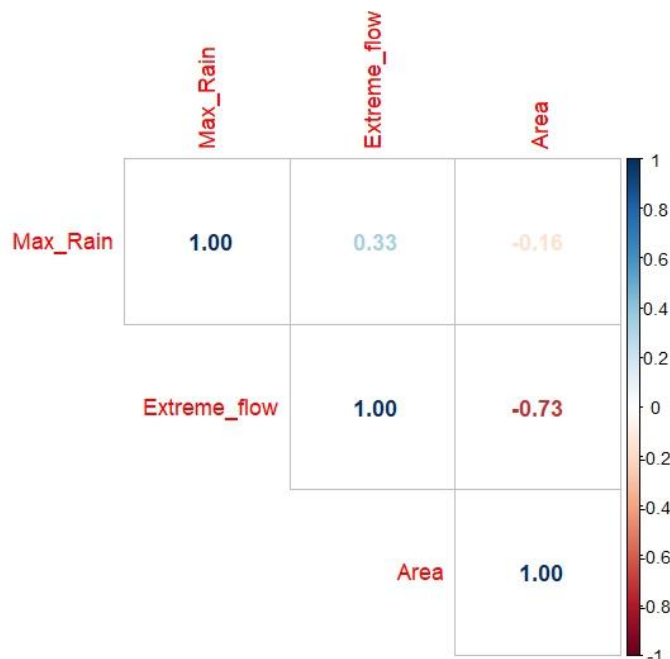
(a)



(b)

Gambar 4. Hasil prediksi kecepatan aliran menggunakan metode regresi logistik, (a) kecepatan aliran rata-rata; (b) kecepatan maksimum

Hasil yang kurang memuaskan tersebut mungkin disebabkan oleh beberapa faktor. Faktor pertama adalah kurangnya data pelatihan. Dalam penelitian ini, data yang tersedia hanya mencakup 10 tahun terakhir, sehingga variasi data yang dapat dianalisis oleh model masih terbatas. Selain itu, terdapat kurangnya variasi pada data prediktor. Dalam penelitian ini, data prediktor masih sepenuhnya bergantung pada data hidrologi. Untuk penelitian selanjutnya, variasi data prediktor dapat ditambahkan untuk meningkatkan akurasi model prediksi.



Gambar 4. Koefisien korelasi antar variabel

Gambar 4 menunjukkan hubungan antara variabel prediktor. Variabel, jika nilai koefisien korelasi mendekati satu, maka korelasi variabel tersebut semakin kuat. Tanda positif dan negatif pada koefisien menunjukkan apakah hubungan variabel tersebut berbanding lurus atau berbanding terbalik. Perhitungan koefisien korelasi ini dilakukan untuk mengetahui apakah variabel tersebut berpengaruh terhadap variabel yang diprediksi. Berdasarkan hasil koefisien korelasi ini, [Berdasarkan hasil koefisien korelasi ini, masing-masing variabel memiliki korelasi yang kuat dengan data yang diprediksi.](#)

4. KESIMPULAN

Pemodelan prediksi kecepatan menggunakan model regresi linier dan logistik memberikan hasil yang kurang memuaskan. Model regresi linear memberikan hasil sedikit lebih baik daripada regresi logistik. Berdasarkan nilai R^2 , prediksi kecepatan aliran untuk kondisi aliran rata-rata sebesar 0,52 dan untuk kondisi kecepatan maksimum sebesar 0,59. Sedangkan hasil pemodelan regresi logistik untuk kecepatan rata-rata sebesar 0,32 dan untuk kecepatan maksimum sebesar 0,38. Hasil pemodelan kurang memuaskan karena jumlah variabel untuk *training* model masih kurang, sehingga perlu ditambahkan. Selain itu, variabel pendekatan lainnya perlu ditambahkan dari aspek lain, seperti topografi dan iklim. Penelitian selanjutnya, pemodelan dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode *machine learning* lainnya, yang dapat mempelajari kecepatan aliran yang kontinu.

DAFTAR PUSTAKA

- Adnan, R. M., Yuan, X., Kisi, O., & Anam, R. (2017). Improving Accuracy of River Flow Forecasting Using LSSVR with Gravitational Search Algorithm. *Advances in Meteorology*, 2017, 1–23. <https://doi.org/10.1155/2017/2391621>
- Cavalcante, D. M., Chaves, M. T. L., Campos, G. M., Cantalice, J. R. B., & Junior, G. B. (2021). Sediment transport and roughness coefficients generated by flexible vegetation patches in the emergent and submerged conditions in a semiarid alluvial open-channel. *Ecological Indicators*, 125, 107472. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107472>
- Hassan, S. A., & Khan, M. S. (2022). Climatic variability impact on river flow modeling of Chitral and Gilgit stations, Pakistan. *Modeling Earth Systems and Environment*, 8(3), 4295–4305. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01364-z>
- Istijono, B., & Hakam, A. (2016). Restoration analysis of Kuranji Dam due to scouring at the downstream. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 321–327.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). Linear Regression. In G. James, D. Witten, T. Hastie, R. Tibshirani, & J. Taylor (Eds.), *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in Python* (pp. 69–134). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0_3
- Jr., D. W. H., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression* (3rd ed.). John Wiley & Sons.
- Julien, P. Y. (2010). *Erosion and Sedimentation* (2nd ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/DOI: 10.1017/CBO9780511806049>
- Junaidi, Putra, E. D. E., Junaidi, A., Sunaryo, & Nurhamidah. (2019). The Study Of Riverbed Change And Bed-load Transport In The Middle Segment Of The Batang Kuranji River. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 602(1), 012102. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/602/1/012102>
- Kumar, S., Agarwal, A., Ganapathy, A., Villuri, V. G. K., Pasupuleti, S., Kumar, D., Kaushal, D. R., Gosain, A. K., & Sivakumar, B. (2022). Impact of climate change on stormwater drainage in urban areas. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36(1), 77–96. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02105-x>
- Maghrebi, M. F., & Vatanchi, S. M. (2024). Comparison of different machine learning methods in river streamflow estimation using isovel contours and hydraulic variables. *International Journal of River Basin Management*, 1–18. <https://doi.org/10.1080/15715124.2024.2435068>
- Modabber-Azizi, S., Salarijazi, M., & Ghorbani, K. (2022). Estimation of seasonal and annual river flow volume based on temperature and rainfall by multiple linear and Bayesian quantile regressions. *Időjárás*, 126(4), 567–582. <https://doi.org/10.28974/idojaras.2022.4.6>
- Neary, V. S., Constantinescu, S. G., Bennett, S. J., & Diplas, P. (2012). Effects of Vegetation on Turbulence, Sediment Transport, and Stream Morphology. *Journal of Hydraulic Engineering*, 138(9), 765–776. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000168](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000168)
- Nurpasari, F., & Febriamansyah, R. (2020). Study of the public perspectives on the problems of Batang Kuranji River Basin management in Padang City, West Sumatra, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 583(1), 012036. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/583/1/012036>

- Salarijazi, M., & Ghorbani, K. (2019). Improvement of the simple regression model for river' EC estimation. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(7), 235. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4392-2>
- Solis, Guymer, & Ghorbani, K. (2010). Long term prediction of vegetation expansion on gravel bed river with active bar migration. In *Environmental Hydraulics, Two Volume Set* (pp. 279–284). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b10553-45>
- Weisberg, S. (2005). *Applied Linear Regression* (3rd ed., Vol. 528). John Wiley & Sons.
- Wu, C. L., Chau, K. W., & Li, Y. S. (2008). River stage prediction based on a distributed support vector regression. *Journal of Hydrology*, 358(1–2), 96–111. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.05.028>