REKAYASA
Journal of Science and Technology
https://journal.trunojoyo.ac.id/rekayasa

Rekayasa, 2025; 18(3): 483-496
ISSN: 0216-9495 (Print)
ISSN: 2502-5325 (Online)

Optimasi Model *Natural Rural Electrical Cooperation Agency* Untuk Memprediksi Debit Aliran Bulanan di Sub DAS Lesti Kabupaten Malang

Ery Suhartanto[1], Ussy Andawayanti [1*], Rahmah Dara Lufira[1], Rizki Tri Utami[1]
Departemen Teknik Pengairan Universitas Brawijaya
Jl Veteran No 10-11Lowokwaru Kota Malang 65145 Jawa Timur
*E-mail Korespondensi : erysuhartanto@ub.ac.id
DOI: https://doi.org/10.21107/rekayasa.v18i3.31267
Submitted July 2nd 2025, Accepted November 23rd 2025, Published December 15th 2025

Abstrak

Perubahan iklim dan alih fungsi lahan di Sub-DAS Lesti meningkatkan risiko banjir dan degradasi lahan sehingga diperlukan prediksi debit aliran yang andal untuk mendukung pengelolaan sumber daya air. Namun, kinerja model NRECA dalam memprediksi debit bulanan di wilayah ini masih belum optimal karena strategi kalibrasi-validasi dan pemanfaatan parameter lingkungan belum dikaji secara sistematis. Penelitian ini mengoptimasi model NRECA untuk memprediksi debit aliran bulanan periode 2011-2020 di Sub-DAS Lesti dengan mengkalibrasi parameter GWF dan PSUB berdasarkan data hujan, evapotranspirasi, dan morfometri DAS pada tiga skenario pembagian data (70:30, 80:20, dan 90:10 untuk kalibrasi:validasi). Hasil menunjukkan bahwa seluruh skenario menghasilkan kinerja sangat baik dengan nilai *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) kalibrasi antara 0,99491-0,99561 dan koefisien korelasi antara (R) 0,99746-0,99785, sedangkan validasi memberikan nilai NSE antara 0,89112-0,97227 dan R antara 0,49959-0,81520. Skenario terbaik diperoleh pada kombinasi 8 tahun kalibrasi dan 2 tahun validasi dengan nilai NSE = 0,99561 dan R = 0,99785 pada tahap kalibrasi, serta NSE = 0,97227 dan R = 0,81512 pada tahap validasi, yang menunjukkan kemampuan model merepresentasikan variasi debit bulanan secara konsisten. Kesesuaian pola debit model dan observasi pada periode dasar dan puncak aliran mengindikasikan bahwa optimasi GWF secara khusus meningkatkan representasi respon aliran dasar. Penelitian ini berkontribusi dengan menyajikan skema kalibrasi-validasi berbasis optimasi parameter lingkungan untuk model NRECA yang dapat dijadikan acuan dalam perencanaan konservasi dan pengelolaan operasi waduk pada DAS dengan data terbatas.

Kata Kunci: debit bulanan, kalibrasi model, NRECA, optimasi parameter, Sub-DAS Lesti

Abstract

Climate change and land use change in the Lesti Sub-DAS increase the risk of flooding and land degradation, requiring reliable flow predictions to support water resource management. However, the performance of the NRECA model in predicting monthly flows in this region is still not optimal because calibration-validation strategies and the use of environmental parameters have not been systematically studied. This study optimizes the NRECA model to predict monthly discharge for the period 2011-2020 in the Lesti sub-watershed by calibrating the GWF and PSUB parameters based on rainfall, evapotranspiration, and watershed morphometry data in three data division scenarios (70:30, 80:20, and 90:10 for calibration:validation). The results show that all scenarios produce excellent performance with calibration Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) values between 0.99491-0.99561 and correlation coefficients (R) between 0.99746-0.99785, while validation yielded NSE values between 0.89112-0.97227 and R between 0.49959-0.81520. The best scenario was obtained with a combination of 8 years of calibration and 2 years of validation, with NSE = 0.99561 and R = 0.99785 at the calibration stage, and NSE = 0.97227 and R = 0.81512 at the validation stage, indicating the model's ability to consistently represent monthly discharge variations. The similarity between the model discharge pattern and observations during the base and peak flow periods indicates that GWF optimization specifically improves the representation of base flow response. This study contributes by presenting an optimization-based calibration-validation scheme for the NRECA model, which can be used as a reference in conservation planning and reservoir operation management in watersheds with limited data.

Key words*: monthly discharge, model calibration, NRECA, parameter optimization, Lesti sub-watershed*

PENDAHULUAN

Perubahan iklim mempengaruhi curah hujan yang terjadi, di lain pihak alih fungsi lahan yang kurang sesuai peruntukan dapat menyebabkan kerusakan lahan akibat debit limpasan meningkat secara signifikan. Perubahan iklim mempengaruhi curah hujan yang terjadi, di lain pihak alih fungsi lahan yang kurang sesuai peruntukan dapat menyebabkan kerusakan lahan akibat debit limpasan meningkat secara signifikan. Secara global, intensitas banjir 1/30-tahunan di wilayah lembab diproyeksikan meningkat sekitar 5,07% per 1 °C pemanasan, dan lebih dari 75% daratan lembab menunjukkan peningkatan intensitas banjir

(Tabari, 2020). Selama 2005–2020, persentase area berisiko tinggi banjir dunia naik dari 4,3% menjadi 5,02% (Duan *et al.,* 2022), yang menggambarkan kenaikan risiko banjir tahunan secara signifikan. Hujan deras yang terjadi di berbagai wilayah seringkali menyebabkan berbagai masalah misalnya banjir. Oleh karena itu, masyarakat perlu meningkatkan pengelolaan risiko banjir. Perkiraan hidrometeorologi memberikan perkiraan untuk mengurangi kerusakan dan sebagai peringatan awal apabila akan terjadi sesuatu hal yang ekstrim (Jabbari & Bae, 2018). Populasi yang terus bertambah dan kebutuhan sosial ekonomi yang meningkat menciptakan tekanan pada sumber daya lahan, hal ini mengakibatkan perubahan penggunaan lahan yang sulit terkendali dan terencana. Karena perubahan tutupan lahan yang beralih fungsi menjadi lahan pertanian, perkotaan, vegetasi dan badan air dapat menyebabkan masalah lingkungan yang lain seperti banjir, kekeringan, masalah kesehatan, dan kelangkaan air serta ketahanan pangan (Asdak, 2020).

Debit aliran bulanan merupakan indikator vital dalam sistem hidrologi karena mencerminkan volume air yang melewati suatu titik pada sungai selama periode tertentu, yang menjadi dasar dalam pengelolaan sumber daya air dan pengambilan keputusan operasional. Meski begitu, penelitian mengenai prediksi debit bulanan menghadapi tantangan signifikan akibat variabilitas iklim dan perubahan penggunaan lahan yang dinamis (Chiew *et al.,* 2018; Lehner *et al.,* 2017). Tantangan umum lainnya mencakup ketidakpastian data input seperti curah hujan, suhu, dan dampak aktivitas antropogenik, yang menyebabkan kesulitan dalam menyusun model yang stabil (Kazemi *et al.,* 2021; Yao *et al.,* 2020). Secara khusus, penggunaan model *Natural Rural Electrical Cooperation Agency* (NRECA) untuk simulasi debit bulanan memerlukan strategi kombinasi kalibrasi dan validasi yang optimal, karena performa model sangat dipengaruhi jenis dan kualitas data yang digunakan serta durasi data historis (Nelson *et al.,* 2017; Zhou *et al.,* 2019). Ketepatan dalam pemilihan parameter kalibrasi juga menjadi aspek krusial untuk memastikan model mampu merepresentasikan karakteristik aliran yang kompleks dan fluktuatif (Dangol *et al.,* 2023).

Model prediksi debit aliran bulanan masih menghadapi keterbatasan signifikan dalam merepresentasikan dinamika kompleks daerah aliran sungai, khususnya karena penyederhanaan proses hidrologi dan kurangnya data observasi untuk kalibrasi yang menghambat respons model terhadap perubahan iklim dan tata guna lahan (Li *et al.*, 2021; Nagireddy *et al.*, 2023). Meskipun model NRECA telah menunjukkan potensi dalam meningkatkan akurasi simulasi, riset terdahulu belum sepenuhnya mengoptimalkan kombinasi strategi kalibrasi dan validasi, terutama dalam mempertimbangkan panjang data historis serta parameter validasi yang relevan (Nelson *et al.,* 2017; Zhou *et al.,* 2019). Kajian literatur menunjukkan bahwa gap utama terletak pada minimnya eksplorasi faktor lingkungan sebagai input model, meskipun variabel seperti kelembapan tanah dan indeks vegetasi memiliki pengaruh nyata terhadap aliran (Xiong & Zeng, 2019). Penelitian ini menawarkan pendekatan integratif dengan memasukkan parameter lingkungan yang belum banyak dimanfaatkan, seperti dinamika dan perubahan geologi lokal, ke dalam kerangka kalibrasi model NRECA. Dengan demikian, prediksi debit bulanan dapat ditingkatkan melalui pemodelan yang lebih responsif terhadap kondisi biofisik dan iklim yang dinamis.

Pemodelan debit aliran bulanan yang akurat masih menjadi tantangan signifikan karena keterbatasan model dalam merepresentasikan dinamika iklim dan perubahan tata guna lahan yang kompleks. Problem utama dalam riset ini adalah rendahnya kinerja model NRECA dalam memprediksi debit bulanan secara andal di bawah skenario kalibrasi dan validasi yang bervariasi, terutama akibat minimnya integrasi parameter lingkungan (Dhungel *et al.,* 2016; Li *et al.*, 2021). Hipotesis yang diajukan menyatakan bahwa penggabungan parameter lingkungan seperti kelembapan tanah, suhu, dan indeks vegetasi ke dalam kerangka NRECA, disertai dengan pendekatan kalibrasi yang adaptif dan analisis sensitivitas, akan meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan (Putri *et al.,* 2025; Sun *et al.*, 2018). Solusi yang ditawarkan meliputi penerapan optimasi multi-objektif untuk menyusun parameter yang lebih representatif terhadap kondisi DAS yang dinamis (Zhou *et al.,* 2019). Kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan pendekatan kalibrasi-validasi berbasis data lingkungan dan modernisasi skema pemodelan NRECA melalui evaluasi model yang komprehensif seperti NSE dan koefisien korelasi (Wang *et al.,* 2018).

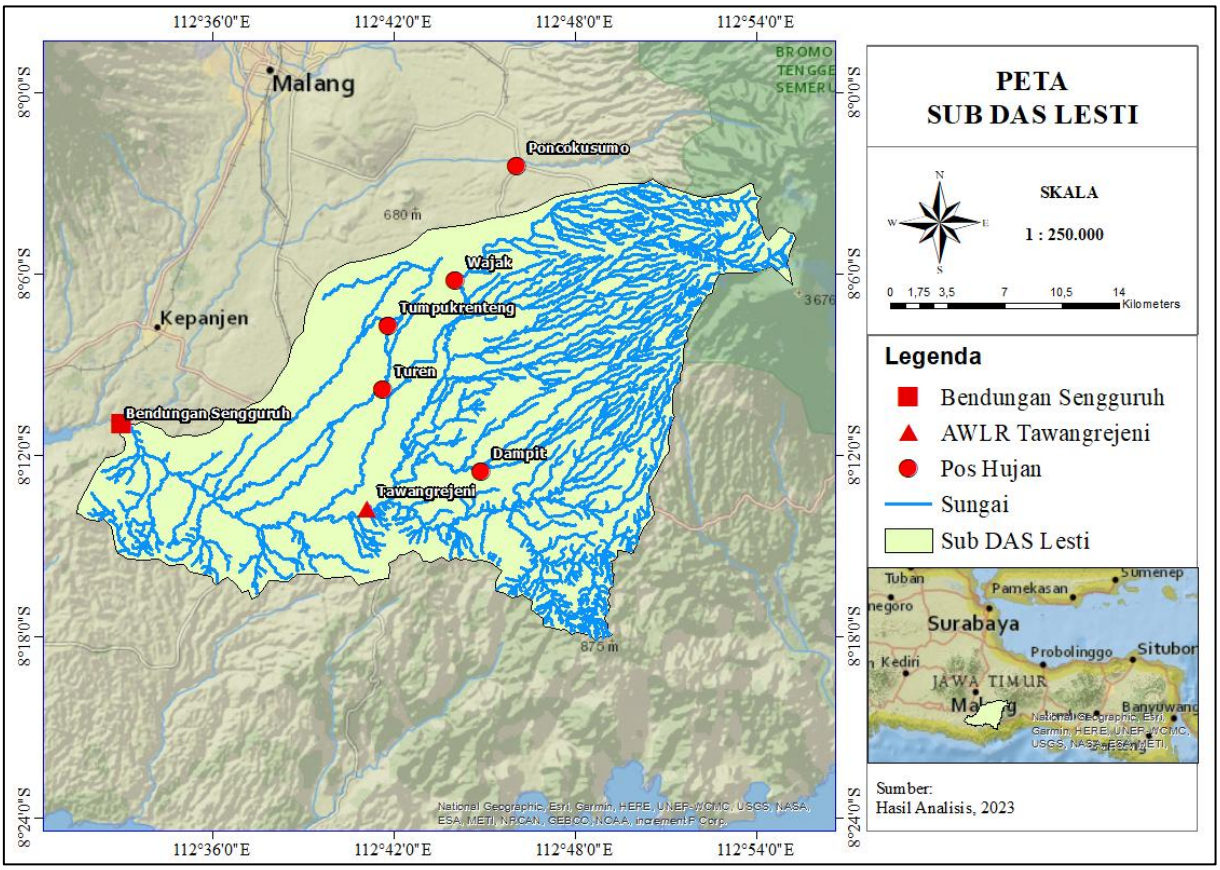
Penelitian ini mempunyai tujuan untuk mengoptimasi model NRECA guna memperkirakan debit aliran bulanan di Sub DAS Lesti selama periode 2011–2020. Sub DAS Lesti dipilih karena merupakan sub DAS terluas di hulu DAS Brantas, seluas sekitar 64.740 ha dan mencakup 12 kecamatan yang memasok debit utama ke Waduk Sengguruh. Kajian terbaru menunjukkan laju erosi rata-rata mencapai 153.868 ton/ha/tahun, jauh di atas ambang toleransi 30 ton/ha/tahun, sehingga kawasan ini menjadi prioritas

konservasi (Pambudi *et al.,* 2021b, 2021a). Proses simulasi hidrologi dilakukan dengan menggunakan data input seperti curah hujan, jumlah hari hujan, dan evapotranspirasi. Model kemudian dikalibrasi dan divalidasi berdasarkan tiga skenario pembagian data (90% kalibrasi : 10% validasi, 80% kailbrasi : 20% validasi, dan 70% kalibrasi : 30% validasi). Kinerja model dievaluasi menggunakan indikator *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) dan koefisien korelasi untuk membandingkan efektivitas masing-masing skenario kalibrasi dan validasi secara sistematis**.**

METODE PENELITIAN

Waktu dan Lokasi Penelitian

Penelitian diselenggarakan dari tanggal 1 Juli 2023 sampai tanggal 31 Nopember 2023. Secara geografis Sub DAS Lesti terbentang antara 8°02'00" LS - 8°18'00" LS dan 112°31'00" BT - 112°55'00" BT, sedangkan secara wilayah administratif berada di Kabupaten Malang. Sub DAS Lesti mempunyai *outlet* berada di Bendungan Sengguruh dimana terdapat 5 Pos Hujan disekitarnya yaitu Poncokusumo, Wajak, Tumpukrenteng, Tumpang, dan Dampit, serta 1 AWLR Tawangrejeni.



Gambar 1. Sub DAS Lesti

Data Penelitian

Optimasi model NRECA dimulai dengan mengumpulkan data sebagai masukan model NRECA seperti data hujan, debit, evapotranpirasi dan morfometri DAS. Data yang digunakan adalah dari tahun 2011-2020 berasal dari Perum Jasa Tirta I, BMKG Stasiun Karangploso, Balai Besar Wilayah Sungai Brantas, dan *United States Geological Survey* (USGS).

Metode *Natural Rural Electrical Cooperation Agency* (NRECA)

Metode NRECA pada dasarnya merupakan model neraca air bulanan yang mentransformasikan data curah hujan, evapotransporasi potensial, dan karakteristik tampungan tanah menjadi debit limpasan. Tahapan awal meliputi pengumpulan deret curah hujan dan temperatur, perhitungan PET dengan metode

Penman, serta penentuan parameter fisik DAS seperti kapasitas tampungan kelembapan tanah, koefisien reduksi, PSUB (parameter yang menggambarkan karakteristik tanah permukaan kedalaman 0-2 m yang nilainya 0,3 untuk tanah kedap air dan 0,9 untuk tanah lulus air) dan GWF (parameter yang menggambarkan karakteristik tanah permukaan kedalaman 2-10 m yang nilainya 0,8 untuk tanah kedap air dan 0,2 untuk tanah lulus air) berdasarkan kondisi geologi dan penggunaan lahan (Anonim, 2013). Data curah hujan kemudian dirata-ratakan spasial, dikoreksi kualitasnya, dan diubah menjadi hujan efektif yang mempertimbangkan intercept vegetasi dan kehilangan awal. Selanjutnya ditetapkan tampungan kelembapan awal (Wo) dan kapasitas maksimum, kemudian dihitung rasio Rb/PET tiap bulan untuk memperoleh evapotranspirasi aktual, perubahan simpanan kelembapan tanah, dan besarnya defisit atau surplus air. Surplus dari lapisan tanah dialokasikan menjadi infiltrasi dan perkolasi ke air tanah melalui parameter PSUB dan GWF, sementara kelebihan setelah tampungan jenuh dikonversi menjadi aliran permukaan; proses ini diulang secara iteratif bulan demi bulan hingga diperoleh deret limpasan jangka panjang yang konsisten untuk kondisi normal maupun skenario perubahan iklim. Komponen aliran dasar dan limpasan langsung kemudian dijumlahkan untuk memperoleh debit total bulanan, yang selanjutnya dikalibrasi terhadap data observasi menggunakan indikator statistik seperti koefisien korelasi, *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) dan volume error, serta pemeriksaan keseimbangan massa air. Penerapan NRECA di DAS Babak menghasilkan Wo 727 mm, tampungan akhir 312 mm, koefisien reduksi 0,27, PSUB = 0,43, GWF = 0,10, dengan korelasi = 0,84 dan VE = 0,33 antara debit model dan debit terukur; meskipun model Tangki dipilih sebagai rujukan utama, NRECA terbukti mampu merekonstruksi pola debit musiman pada DAS data-terbatas (Subrata et al., 2020). Studi di Embung Sei Fatimah menggunakan NRECA untuk menghitung debit andalan dengan probabilitas 90%, memperoleh kisaran debit 0,001–0,012 m^3/s yang kemudian dianalisis lebih lanjut untuk menilai kecukupan tampungan, keandalan suplai air, dan potensi pemanfaatan embung kecil di kawasan tropis basah baik pada musim hujan maupun kemarau (Trilita et al., 2021).

Kalibrasi

Kalibrasi model merupakan proses sistematis dalam menyesuaikan atau mengoptimalkan nilai-nilai parameter model guna memperoleh seperangkat parameter yang mampu menghasilkan estimasi paling mendekati data observasi, baik berupa curah hujan maupun debit sungai. Model hidrologi digunakan untuk mensimulasikan perilaku sistem hidrologis sebagaimana terjadi di alam nyata, dengan menggunakan data masukan terukur agar keluaran model menyerupai kondisi aktual. Proses kalibrasi bertujuan untuk meminimalkan kesalahan antara data hasil pengamatan dan hasil simulasi model, melalui pengujian berulang terhadap parameter hingga diperoleh tingkat ketidakpastian yang serendah mungkin (Indarto, 2018).

Validasi

Validasi model merupakan tahap evaluasi yang bertujuan untuk mengukur tingkat ketidakpastian dalam kemampuan model menperkirakan proses hidrologi. Evaluasi ini biasanya dianalisis dengan memanfaatkan data di luar periode kalibrasi, sehingga memungkinkan penilaian yang lebih objektif terhadap kinerja model dalam kondisi yang independen (Indarto, 2018).

Evaluasi Model

Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) merupakan fungsi objektif yang digunakan untuk mengevaluasi tingkat kesesuaian antara hasil debit model NRECA dan debit observasi. Rentang nilai NSE antara 0 hingga 1, jika mendekati nilai 1 berarti hasil simulasi semakin sesuai dengan data observasi. Sebaliknya, nilai NSE yang lebih rendah mengindikasikan bahwa estimasi model cenderung melebihi nilai sebenarnya dari data pengamatan (Moriasi *et al.,* 2007; Suhartanto *et al.*, 2025).

$$NSE = \frac{\sum_{i-1}^{n}(Q_{obs}-Q_{sim})^2}{\sum_{i-1}^{n}(Q_{obs}-RQ_{obs})^2} \quad \text{.....(1)}$$

Keterangan:
NSE = *Nash-Sutcliffe Efficiency*

Q_{sim} = Hujan simulasi (mm)
Q_{obs} = Hujan pencatatan (mm)
RQ_{obs} = Rata-rata hujan pencatatan (mm)
n = Jumlah data

Nilai *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) berada dalam rentang antara 0 hingga 1. Kriteria penilaian performa model berdasarkan nilai NSE disajikan dalam tabel berikut (Moriasi *et al.*, 2007; Putri *et al.,* 2025). Koefisien korelasi adalah parameter statistik yang dipergunakan untuk menilai derajat hubungan atau kovariansi antara dua variabel. Dalam studi hidrologi, nilai koefisien korelasi digunakan untuk mengevaluasi keterkaitan antar fenomena, sebagaimana disajikan dalam tabel berikut (Sugiyono, 2007; Suhartanto *et al.*, 2025).

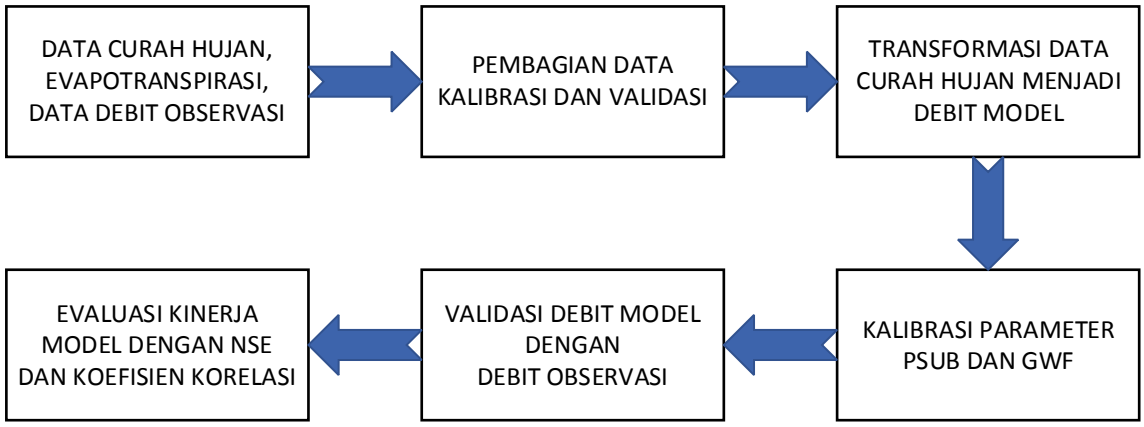
Tabel 1. Kinerja Nilai *Nash-Sutcliffe Effiency* (NSE)

Kinerja	Nilai NSE
Tidak Memenuhi	NSE ≤0,50
Memenuhi	0,50 < NSE ≤ 0,65
Baik	0,65 < NSE ≤ 0,75
Sangat Baik	0,75 < NSE ≤ 1,00

$$R = \frac{n\sum_{i=1}^{N} X_i Yi - \sum_{i=1}^{N} X_i \times \sum_{i=1}^{N} Yi}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{N} {X_i}^2 - (\sum_{i=1}^{N} X_i)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{N} {Y_i}^2 - (\sum_{i=1}^{N} Y_i)^2}} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (2)$$

Tabel 2. Kinerja Nilai Koefisien Korelasi (R)

Kinerja	Nilai R
Sangat Rendah	0,00 ≤ R ≤ 0,199
Rendah	0,20 ≤ R ≤ 0,399
Sedang	0,40 ≤ R ≤ 0,599
Kuat	0,60 ≤ R ≤ 0,799
Sangat Kuat	0,80 ≤ R ≤ 1,000

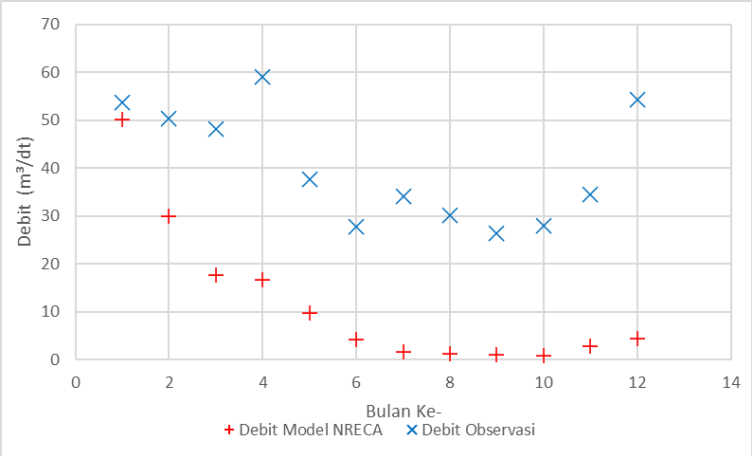


Gambar 2. Diagram Alir Analisis Data

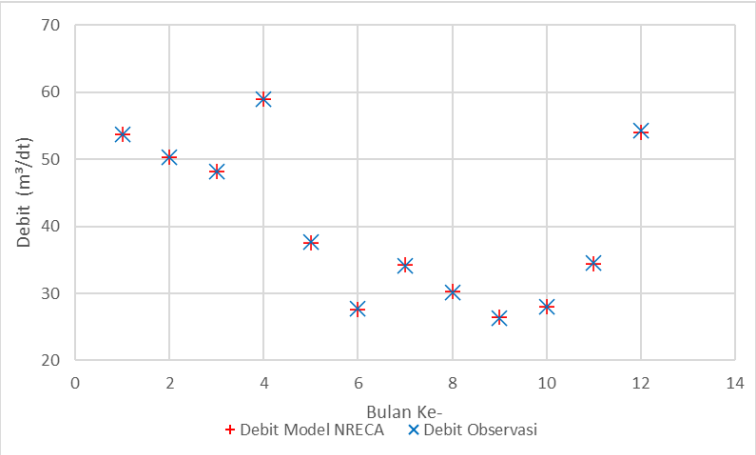
HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses optimasi model NRECA dalam penelitian ini melibatkan beberapa tahapan tambahan, dimulai dengan kalibrasi menggunakan data curah hujan observasi dan data debit observasi dari kelompok 1, yang selanjutnya diikuti oleh tahap validasi menggunakan data debit observasi dari kelompok 2. Kalibrasi dilakukan sebagai upaya pengembangan dan pemilihan kombinasi parameter yang optimal. Dengan kata lain, tahapan ini bertujuan untuk mengoptimalkan nilai parameter model guna meningkatkan kesesuaian antara respons hidrologi DAS yang diamati dan hasil simulasi model.

Kalibrasi model NRECA dilakukan dengan optimasi parameter PSUB (parameter yang menggambarkan karakteristik tanah permukaan kedalaman 0-2 m yang nilainya 0,3 untuk tanah kedap air dan 0,9 untuk tanah lulus air) dan GWF (parameter yang menggambarkan karakteristik tanah permukaan kedalaman 2-10 m yang nilainya 0,8 untuk tanah kedap air dan 0,2 untuk tanah lulus air) dengan *trial and error* sehingga diperoleh debit model NRECA yang mendekati debit observasi. Pada Gambar 3, terlihat debit model NRECA belum mendekati kondisi debit observasi karena parameter PSUB dan GWF menggunakan rentang nilai standar yaitu PSUB berkisar 0,3-0,9 sedangkan GWF berkisar 0,2-0,8. Sedangkan Gambar 4, terlihat debit model NRECA mendekati kondisi debit observasi karena parameter GWF menggunakan rentang nilai optimasi berkisar 0,005-0,751, sedangkan PSUB tetap pada nilai standar berkisar 0,3-0,9.



Gambar 3. Debit model dan debit observasi Tahun 2011 sebelum optimasi



Gambar 4. Debit model dan debit observasi Tahun 2011 setelah optimasi

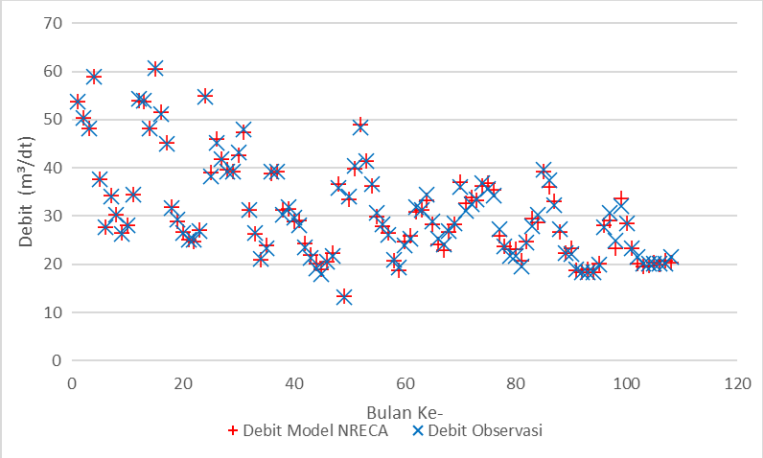
Proses kalibrasi dan validasi dilakukan dengan membagi data bulanan selama periode 10 tahun menjadi 2 kelompok dengan 3 skenario pembagian data, menggunakan rasio pembagian data sebesar 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Rasio tersebut mengindikasikan, misalnya pada perbandingan 90%:10%,

bahwa 9 tahun data dianalisis untuk proses kalibrasi, sementara 1 tahun sisanya dianalisis untuk proses validasi. Rentang waktu data yang diproses dalam tahapan kalibrasi dan validasi dibagi yaitu:

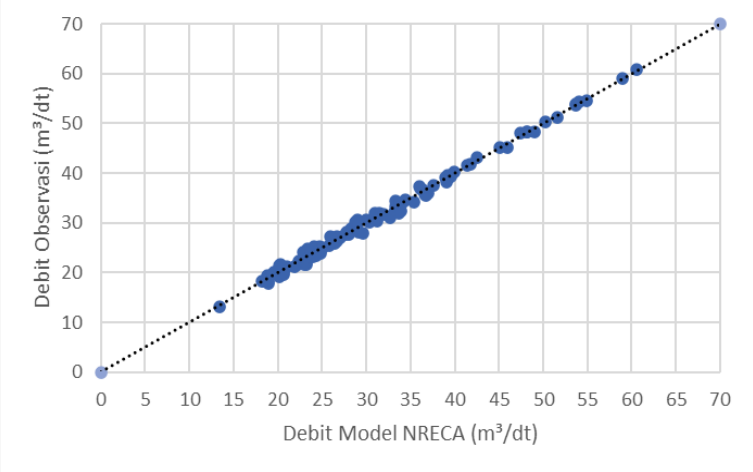
1. 9 tahun proses kalibrasi (2011–2019) dan 1 tahun proses validasi (2020);
2. 8 tahun proses kalibrasi (2011–2018) dan 2 tahun proses validasi (2019–2020);
3. 7 tahun proses kalibrasi (2011–2017) dan 3 tahun proses validasi (2018–2020).

Kalibrasi 9 Tahun dan Validasi 1 Tahun

Berdasarkan perbandingan dan kalibrasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 9 tahun diperoleh nilai NSE = 0,99491 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,99746 dengan interpretasi "Sangat Kuat", seperti pada Gambar 5 dan 6.

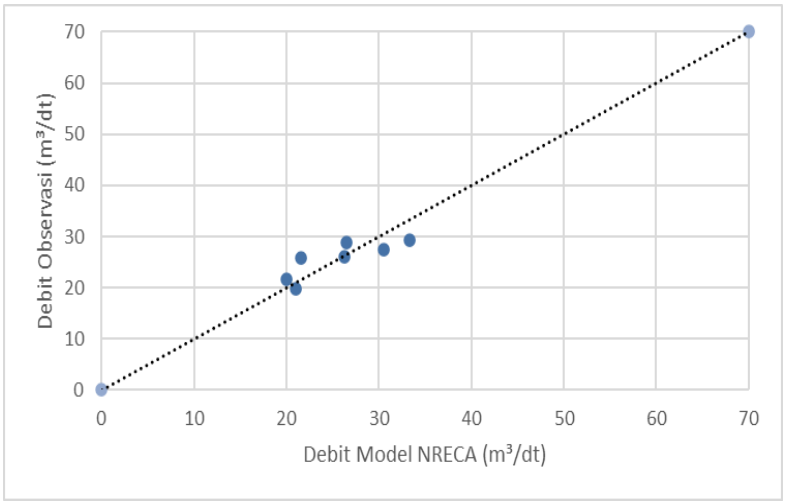


Gambar 5. *Scatter Plot* Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 9 Tahun Kalibrasi



Gambar 6. Kalibrasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 9 Tahun

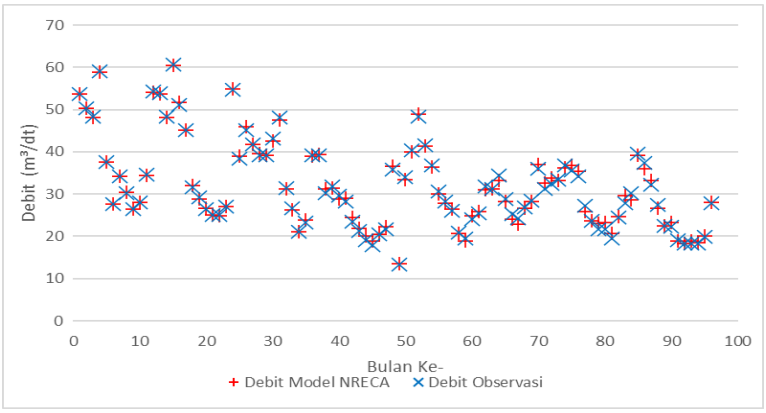
Berdasarkan perbandingan dan validasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 1 tahun diperoleh nilai NSE = 0,97654 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,71886 dengan interpretasi "Sangat Kuat" seperti pada Gambar 7.



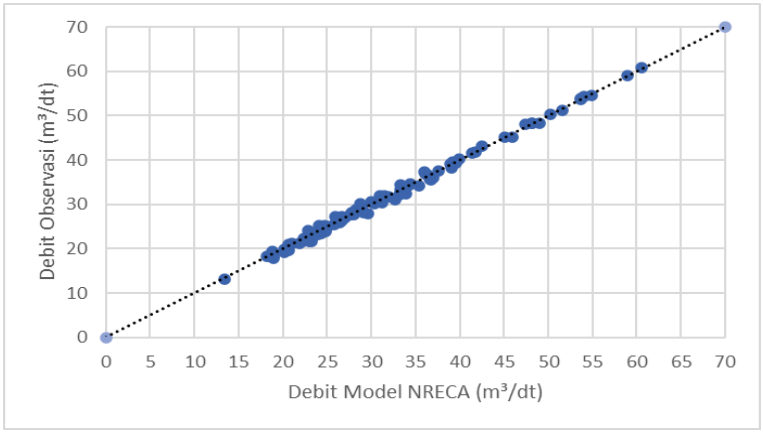
Gambar 7. Validasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 1 Tahun

Kalibrasi 8 Tahun dan Validasi 2 Tahun

Berdasarkan perbandingan dan kalibrasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 8 tahun diperoleh nilai NSE = 0,99561 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,99785 dengan interpretasi "Sangat Kuat" seperti pada Gambar 8 dan 9.

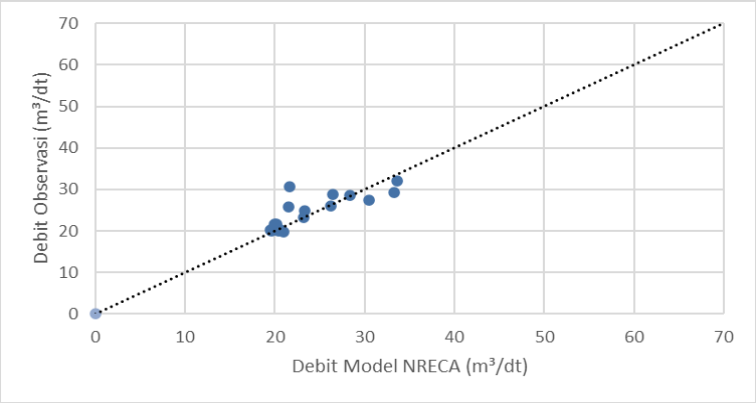


Gambar 8. *Scatter Plot* Debit Model NRECA dan Debit Observasi 8 Tahun Kalibrasi



Gambar 9. Kalibrasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 8 Tahun

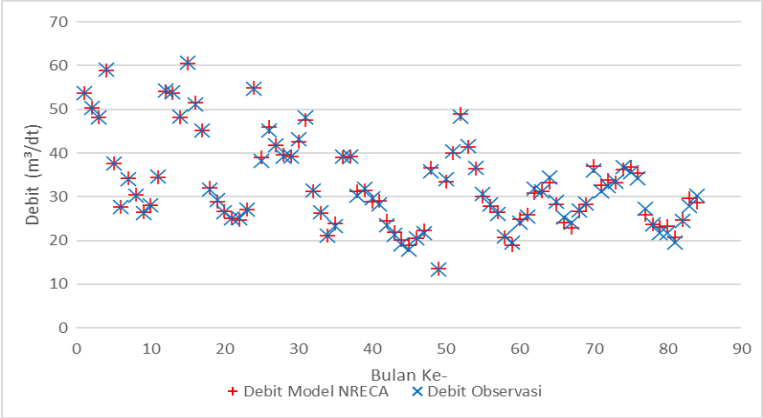
Berdasarkan perbandingan dan validasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 2 tahun diperoleh nilai NSE = 0,97227 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,81512 dengan interpretasi "Sangat Kuat" seperti pada Gambar 10.



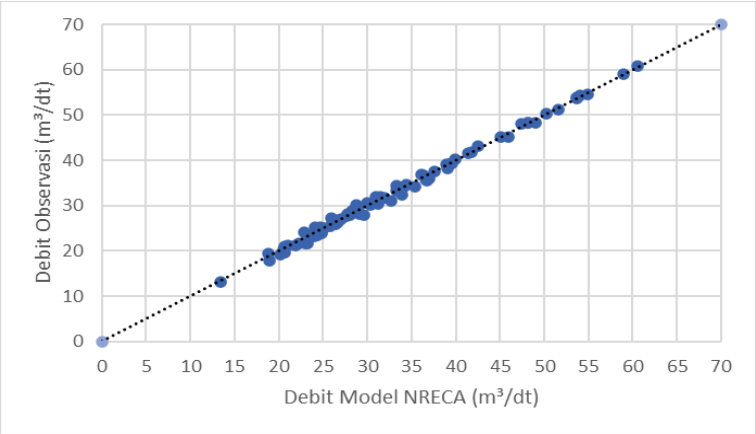
Gambar 10. Validasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 2 Tahun

Kalibrasi 7 Tahun dan Validasi 3 Tahun

Berdasarkan perbandingan dan kalibrasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 7 tahun diperoleh nilai NSE = 0,99555 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,99782 dengan interpretasi "Sangat Kuat" seperti pada Gambar 11 dan 12.

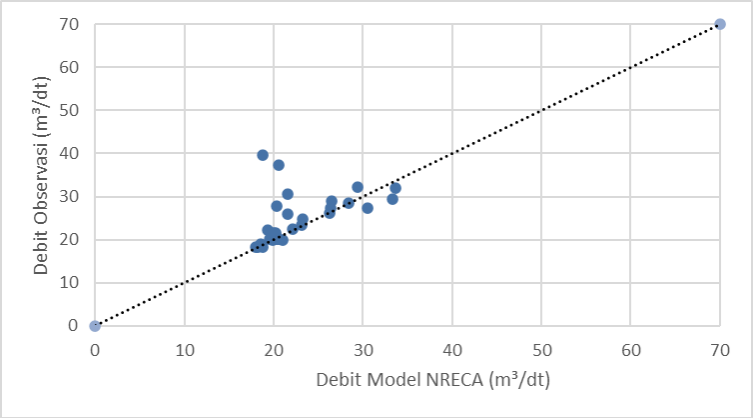


Gambar 11. *Scatter Plot* Debit Model NRECA dan Debit Observasi 7 Tahun Kalibrasi



Gambar 12. Kalibrasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 7 Tahun

Berdasarkan perbandingan dan validasi debit model NRECA dengan debit observasi selama 3 tahun diperoleh nilai NSE = 0,89112 dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan koefisien korelasi (R) = 0,49959 dengan interpretasi "Sedang" seperti pada Gambar 13.



Gambar 13. Validasi Debit Model NRECA dan Debit Observasi Selama 3 Tahun

Tabel 3. Rekapitulasi Hasil Kalibrasi Debit Model NRECA

Periode Bulanan	NSE		R	
	Nilai	Interpretasi	Nilai	Interpretasi
7 Tahun (2011-2017)	0,99555	Sangat Baik	0,99782	Sangat Kuat
8 Tahun (2011-2018)	0,99561	Sangat Baik	0,99785	Sangat Kuat
9 Tahun (2011-2019)	0,99491	Sangat Baik	0,99746	Sangat Kuat

Tabel 4. Rekapitulasi Hasil Validasi Debit Model NRECA

Periode Bulanan	NSE		R	
	Nilai	Interpretasi	Nilai	Interpretasi
3 Tahun (2018-2020)	0,89112	Sangat Baik	0,49959	Sedang
2 Tahun (2019-2020)	0,97227	Sangat Baik	0,81512	Sangat Kuat
1 Tahun (2020)	0,96641	Sangat Baik	0,81520	Sangat Kuat

Pada Tabel 3 dan 4 menunjukkan hasil evaluasi model untuk proses kalibrasi nilai NSE menginterpretasikan "Sangat Baik" dengan nilai NSE berkisar 0,99491-0,99561. Kemudian untuk koefisien korelasi (R) menghasilkan nilai berkisar 0,97746-0,99785 dengan interpretasi "Sangat Kuat". Sedangkan evaluasi model untuk proses validasi nilai NSE menginterpretasikan "Sangat Baik" dengan nilai NSE berkisar 0,89112-0,97227. Kemudian koefisien korelasi (R) menghasilkan nilai berkisar 0,49959-0,81520 dengan interpretasi "Sedang" atau "Sangat Kuat". Berdasarkan hasil kalibrasi dan validasi diperoleh skenario pembagian data pada periode 8 tahun untuk proses kalibrasi dan periode 2 tahun proses validasi menghasilkan nilai NSE dan koefisien korelasi yang paling tinggi dengan interpretasi "Sangat Baik", sedangkan R "Sangat Kuat".

Kinerja kalibrasi dan validasi model NRECA yang telah dioptimasi pada daerah sub-DAS Lesti menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan nilai *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) berkisar antara 0,52 hingga 0,61 serta koefisien korelasi (R) antara 0,76 dan 0,87 (Hidayat *et al.,* 2021). Sebagai perbandingan, model *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT) diketahui mampu mencapai nilai NSE antara 0,45 hingga 0,68 pada tahap kalibrasi dan validasi serupa, yang mengindikasikan bahwa performa model NRECA cukup kompetitif (Fattahi *et al.,* 2022). Lebih lanjut, model hibrida yang menggabungkan metode berbasis data seperti *Artificial Neural Networks* (ANN) juga telah menunjukkan metrik performa yang sebanding dengan model tradisional, meskipun model tersebut umumnya memerlukan kumpulan data yang lebih besar untuk pelatihan dan validasi yang efektif (Billah *et al.,* 2021).

Terkait ketidakpastian input, studi terkini menekankan pentingnya penggunaan teknik kalibrasi yang bervariasi guna mengoptimalkan performa model dalam berbagai skenario iklim dan tata guna lahan. Model seperti SWAT telah menunjukkan efektivitas dalam konteks pertanian, meskipun proses kalibrasinya kerap disesuaikan dengan karakteristik hidrologi lokal (Leta *et al.,* 2022). Oleh karena itu, meskipun hasil yang diperoleh dari model NRECA cukup menjanjikan, evaluasi lanjutan terhadap model lain seperti SWAT tetap diperlukan guna menilai efektivitas dan kemampuan generalisasi model tersebut dalam berbagai kondisi lingkungan.

Inklusi parameter lingkungan seperti kelembapan tanah dan aliran air tanah (groundwater flow/GWF) dalam model NRECA telah secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi aliran sungai jika dibandingkan dengan studi sebelumnya yang hanya mengandalkan curah hujan dan evapotranspirasi sebagai input utama. Integrasi parameter-parameter tersebut memungkinkan representasi proses hidrologi yang lebih realistis, sehingga meningkatkan performa model. Sebagai contoh, model NRECA menunjukkan nilai NSE dalam kisaran 0,52 hingga 0,61 saat kelembapan tanah dan GWF dimasukkan sebagai parameter (Hidayat *et al.,* 2021), yang secara nyata lebih tinggi dibandingkan model yang tidak mempertimbangkan aspek tersebut.

Studi sebelumnya menunjukkan bahwa mengandalkan input curah hujan dan evapotranspirasi saja cenderung menyederhanakan dinamika aliran sungai secara berlebihan, sehingga menghasilkan nilai NSE yang umumnya berada di bawah 0,5 (Fattahi *et al.*, 2022). Dengan memasukkan parameter GWF dan kelembapan tanah, model menjadi lebih mampu merefleksikan kondisi hidrologi yang mendasari, yang pada gilirannya meningkatkan metrik kalibrasi dan validasi dibandingkan dengan model tradisional (Trilita *et al.,* 2021). Selain itu, analisis menunjukkan bahwa model seperti SWAT yang telah mengintegrasikan parameter lingkungan serupa memberikan hasil prediksi yang lebih kuat (Anaba *et al.,* 2017), sehingga menegaskan pentingnya penggunaan dataset yang komprehensif dalam pemodelan hidrologi.

Eksplorasi terhadap berbagai skenario pembagian data kalibrasi dan validasi (70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%) dalam pemodelan hidrologi mengungkapkan wawasan penting terkait ketahanan model dan kemampuannya untuk melakukan generalisasi. Umumnya, rasio 80%:20% menghasilkan performa model yang lebih baik karena mencerminkan keseimbangan representatif dari berbagai kondisi hidrologi selama fase kalibrasi dan validasi. Rasio 70% untuk data pelatihan dapat menyebabkan overfitting karena data tidak cukup untuk menyempurnakan parameter model, sedangkan rasio 90% berisiko menimbulkan underfitting akibat hilangnya variabilitas penting yang diperlukan untuk validasi secara efektif (Moriasi *et* al., 2015; Myers *et al.,* 2021).

Temuan ini selaras dengan studi sebelumnya yang menekankan bahwa durasi dan distribusi data kalibrasi sangat memengaruhi performa model hidrologi. Model yang dilatih menggunakan dataset historis yang representatif cenderung memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap kondisi yang bervariasi, sehingga meningkatkan akurasi prediktifnya (Huang *et al.,* 2020; Myers *et al.,* 2021). Sebaliknya, periode kalibrasi yang terlalu panjang dapat menyebabkan bias akibat perubahan temporal dalam respons hidrologi, yang pada akhirnya menghasilkan hasil validasi yang kurang konklusif (Jin & Jin, 2020). Oleh karena itu, penentuan rasio pembagian data yang optimal sangat penting, tidak hanya untuk akurasi model saat ini, tetapi juga untuk menjamin proyeksi masa depan yang andal, sebagaimana konsisten dengan temuan dalam penelitian pemodelan hidrologi secara umum (Scanlon *et al.*, 2019).

KESIMPULAN

Model NRECA yang dioptimasi dengan parameter GWF menghasilkan kinerja sangat baik dalam memprediksi debit aliran bulanan di Sub DAS Lesti. Skenario kalibrasi data 8 tahun dan validasi data 2 tahun memberikan hasil terbaik dengan nilai NSE adalah 0,99561 sedangkan koefisien korelasi R adalah 0,99785 untuk kalibrasi, serta NSE dengan nilai 0,97227 dan R dengan nilai 0,81512 untuk validasi. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan lebih banyak parameter lingkungan, seperti indeks vegetasi dan kelengasan tanah berbasis penginderaan jauh, serta menguji model pada DAS lain guna mengkaji kemampuan generalisasi model NRECA secara lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

Anaba, L. A., Banadda, N., Kiggundu, N., Wanyama, J., Engel, B., & Moriasi, D. (2017). Application of SWAT to Assess the Effects of Land Use Change in the Murchison Bay Catchment in Uganda. *Computational Water, Energy, and Environmental Engineering*, *06*(01), 24–40. https://doi.org/10.4236/cweee.2017.61003.

Anonim. (2013). *Standar Perencanaan Irigasi, Kriteria Perencanaan, Bagian Perencanaan Jaringan Irigasi KP-01*. Kementerian Pekerjaan Umum, Direktorat Jenderal Sumber Daya Air, Direktorat Irigasi dan Rawa.

Asdak, C. (2020). Hidrologi dan Pengelolaan Daerah Aliran Sungai. In *Gadjah Mada University Press*.

Billah, K., Le, T. B., & Sharif, H. O. (2021). Data-and Model-Based Discharge Hindcasting over a Subtropical River Basin. *Water (Switzerland)*, *13*(2560), 1–20. https://doi.org/10.3390/w13182560.

Chiew, F. H. S., Zheng, H., & Potter, N. J. (2018). Rainfall-Runoff Modelling Considerations to Predict Streamflow Characteristics in Ungauged Catchments and Under Climate Change. *Water (Switzerland)*, *10*(1319), 1–19. https://doi.org/10.3390/w10101319.

Dangol, S., Zhang, X., Liang, X. Z., Anderson, M., Crow, W., Lee, S., Moglen, G. E., & McCarty, G. W. (2023). Multivariate Calibration of the SWAT Model Using Remotely Sensed Datasets. *Remote Sensing*, *15*(2417), 1–22. https://doi.org/10.3390/rs15092417.

Dhungel, S., Tarboton, D. G., Jin, J., & Hawkins, P. (2016). *Potential Effects of Climate Change on Ecologically Relevant Streamflow Regimes: River Research and Applications* (pp. 1–14). John Wiley & Sons, Ltd. https://doi.org/10.1002/rra.

Duan, Y., Xiong, J., Cheng, W., Li, Y., Wang, N., Shen, G., & Yang, J. (2022). Increasing Global Flood Risk in 2005-2020 from a Multi-Scale Perspective. *Remote Sensing (MDPI)*, *14*(5551), 1–21. https://doi.org/doi.org/10.3390/rs14215551.

Fattahi, P., Ashrafzadeh, A., Pirmoradian, N., & Vazifedoust, M. (2022). Integrating IHACRES with a Data-Driven Model to Investigate the Possibility of Improving Monthly Flow Estimates. *Water Supply*, *22*(1), 360–371. https://doi.org/10.2166/ws.2021.267.

Hidayat, D. P. A., Darsono, S. L. W., & Farid, M. (2021). Modelling of Potential Recharge Zone Using Geographical Information System Based on Indonesia Regulation and Water Balance Model. *International Journal of GEOMATE*, *20*(79), 147–154. https://doi.org/10.21660/2021.79.j2037.

Huang, S., Shah, H., Naz, B. S., Shrestha, N., Mishra, V., Daggupati, P., Ghimire, U., & Vetter, T. (2020). Impacts of Hydrological Model Calibration on Projected Hydrological Changes Under Climate Change—A Multi-Model Assessment in Three Large River Basins. *Climatic Change*, *163*(3), 1143–1164. https://doi.org/10.1007/s10584-020-02872-6.

Indarto. (2018). *Hidrologi: Dasar Teori dan Contoh Aplikasi Model Hidrologi*. Bumi Aksara, Jakarta.

Jabbari, A., & Bae, D. H. (2018). Application of Artificial Neural Networks for Accuracy Enhancements of Real-Time Flood Forecasting in the Imjin Basin. *Water (Switzerland)*, *10*(1626), 1–20. https://doi.org/10.3390/w10111626.

Jin, X., & Jin, Y. (2020). Calibration of a Distributed Hydrological Model in a Data-Scarce Basin Based on GLEAM Datasets. *Water (Switzerland)*, *12*(897), 1–14. https://doi.org/10.3390/w12030897.

Kazemi, H., Hashemi, H., Maghsood, F. F., Hosseini, S. H., Sarukkalige, R., Jamali, S., & Berndtsson, R. (2021). Climate vs. Human impact: Quantitative and Qualitative Assessment of Streamflow Variation. *Water (Switzerland)*, *13*(2404), 1–24. https://doi.org/10.3390/w13172404.

Lehner, F., Wood, A. W., Llewellyn, D., Blatchford, D. B., Goodbody, A. G., & Pappenberger, F. (2017). Mitigating the Impacts of Climate Nonstationarity on Seasonal Streamflow Predictability in the U.S. Southwest. *Geophysical Research Letters*, *44*(24), 12,208-12,217. https://doi.org/10.1002/2017GL076043.

Leta, M. K., Ebsa, D. G., & Regasa, M. S. (2022). Parameter Uncertainty Analysis for Streamflow Simulation Using SWAT Model in Nashe Watershed, Blue Nile River Basin, Ethiopia. *Applied and Environmental Soil Science*, *2022*(1826942), 1–19. https://doi.org/10.1155/2022/1826942.

Li, H., Huang, G., Li, Y., Sun, J., & Gao, P. (2021). A C-Vine Copula-Based Quantile Regression Method for Streamflow Forecasting in Xiangxi River Basin, China. *Sustainability (Switzerland)*, *13*(4627), 1–22. https://doi.org/10.3390/su13094627.

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Liew, M. W. V, Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, *50*(3), 885–900. https://doi.org/10.13031/2013.23153.

Moriasi, D. N., Zeckoski, R. W., Arnold, J. G., Baffaut, C. B., Malone, R. W., Daggupati, P., Guzman, J. A., Saraswat, D., Yuan, Y., Wilson, B. W., Shirmohammadi, A., & Douglas-Mankin, K. R. (2015). Hydrologic and Water Quality Models: Key Calibration and Validation Topics. *Transactions of the ASABE*, *58*(6), 1609–1618. https://doi.org/10.13031/trans.58.11075.

Myers, D. T., Ficklin, D. L., Robeson, S. M., Neupane, R. P., Botero-Acosta, A., & Avellaneda, P. M. (2021). Choosing An Arbitrary Calibration Period for Hydrologic Models: How Much Does It Influence Water Balance Simulations? *Hydrological Processes*, *35*(e14045), 1–17. https://doi.org/10.1002/hyp.14045.

Nagireddy, N. R., Keesara, V. R., Venkata Rao, G., Sridhar, V., & Srinivasan, R. (2023). Assessment of the Impact of Climate Change on Streamflow and Sediment in the Nagavali and Vamsadhara Watersheds in India. *Applied Sciences (Switzerland)*, *13*(7554), 1–22. https://doi.org/10.3390/app13137554.

Nelson, A. M., Moriasi, D. N., Talebizadeh, M., Steiner, J. L., Confesor, R. B., Gowda, P. H., Starks, P. J., & Tadesse, H. (2017). Impact of Length of Dataset on Streamflow Calibration Parameters and Performance of APEX Model. *Journal of the American Water Resources Association*, *53*(5), 1164–1177. https://doi.org/10.1111/1752-1688.12564.

Pambudi, A. S., Moersidik, S. S., & Karuniasa, M. (2021a). Analisis Sebaran Limpasan Permukaan pada Sub DAS Lesti Sebagai Pertimbangan Konservasi Hulu DAS Brantas. *Jurnal Teknik Pengairan*, *12*(2), 104–115. https://doi.org/doi.org/10.21776/ub.pengairan.2021.012.02.03 1.

Pambudi, A. S., Moersidik, S. S., & Karuniasa, M. (2021b). Analysis of Recent Erosion Hazard Levels and Conservation Policy Recommendations for Lesti Subwatershed, Upper Brantas Watershed. *Jurnal Perencanaan Pembangunan*, *V*(1), 71–93. https://doi.org/10.36574/jpp.v5i1.167.

Putri, A. S., Suhartanto, E., & Andawayanti, U. (2025). Genetic Algorithm-Based NRECA Parameter Calibration for Rainfall-Discharge Modeling in Rejoso Watershed. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, *11*(6), 734–742. https://doi.org/10.29303/jppipa.v11i6.11091.

Scanlon, B. R., Zhang, Z., Rateb, A., Sun, A., Wiese, D., Save, H., Beaudoing, H., Lo, M. H., Müller-Schmied, H., Döll, P., van Beek, R., Swenson, S., Lawrence, D., Croteau, M., & Reedy, R. C. (2019). Tracking Seasonal Fluctuations in Land Water Storage Using Global Models and GRACE Satellites. *Geophysical Research Letters*, *46*(10), 5254–5264. https://doi.org/10.1029/2018GL081836.

Subrata, I. B., Hartana, & Setiawan, E. (2020). Analisis Ketersediaan Air Menggunakan Model Rain Run NRECA dan Tangki di DAS Babak. *Jurnal Teknik Pengairan*, *11*(2), 73–82. https://doi.org/doi.org/10.21776/ub.pengairan.2020.011.02.01.

Sugiyono. (2007). *Statistika Untuk Penelitian*. Alfabeta.

Suhartanto, E., Andawayanti, U., Lufira, R. D., Darmawan, A. A., & Putri, A. S. (2025). Model Prototipe Alih Ragam Hujan Ke Debit Menggunakan Data Satelit TRMM Dan Jaringan Syaraf Tiruan. *Teras Jurnal : Jurnal Teknik Sipil*, *15*(1), 161–173. https://doi.org/10.29103/tj.v15i1.1219.

Sun, N., Wigmosta, M., Zhou, T., Lundquist, J., Dickerson-Lange, S., & Cristea, N. (2018). Evaluating the Functionality and Streamflow Impacts of Explicitly Modelling Forest–Snow Interactions and Canopy

Gaps in a Distributed Hydrologic Model. *Hydrological Processes*, *32*(13), 2128–2140. https://doi.org/10.1002/hyp.13150.

Tabari, H. (2020). Climate Change Impact on Flood and Extreme Precipitation Increases with Water Availability. *Scientific Reports*, *10*(13768), 1–10. https://doi.org/10.1038/s41598-020-70816-2.

Trilita, M. N., Suryandari, W., & Handajani, N. (2021). Water Availability Study using NRECA Model (Embung Sei Fatimah North Kalimantan Case Study). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, *1125*(012095), 1–6. https://doi.org/10.1088/1757-899x/1125/1/012095.

Wang, W., Dong, Z., Zhu, F., Cao, Q., Chen, J., & Yu, X. (2018). A Stochastic Simulation Model for Monthly River Flow in Dry Season. *Water (Switzerland)*, *10*(1654), 1–16. https://doi.org/10.3390/w10111654

Xiong, L., & Zeng, L. (2019). Impacts of Introducing Remote Sensing Soil Moisture in Calibrating a Distributed Hydrological Model for Streamflow Simulation. *Water (Switzerland)*, *11*(666), 1–20. https://doi.org/10.3390/w11040666.

Yao, L., Libera, D. A., Kheimi, M., Sankarasubramanian, A., & Wang, D. (2020). The Roles of Climate Forcing and Its Variability on Streamflow at Daily, Monthly, Annual, and Long-Term Scales. *Water Resources Research*, *55*(e2020WR027111), 1–23. https://doi.org/10.1029/2020WR027111.

Zhou, Z., Gao, X., Yang, Z., Feng, J., Meng, C., & Xu, Z. (2019). Evaluation of Hydrological Application of CMADS in Jinhua River Basin, China. *Water (Switzerland)*, *11*(138), 1–22. https://doi.org/10.3390/w11010138.