

## Kalibrasi Parameter Model Tangki Berbasis Metaheuristik untuk Transformasi Seri Data Hujan Menjadi Limpasan Periode Harian

### *Calibration of Tank Model Parameters Based on Metaheuristics for Transforming Rainfall Into Daily Runoff Data Series*

Sulianto

Universitas Muhammadiyah Malang  
Jl. Raya Tlogomas 246 Malang  
Corresponding email: [sulianto1967@gmail.com](mailto:sulianto1967@gmail.com)

Accepted: 15 January 2024; Revised: 19 March 2024; Approved: 22 October 2024

#### ABSTRACT

The fundamental weakness of the Tank model are the large number of parameters and their continuous values, which make it ineffective for solving practical problems. This article proposes a metaheuristic-based automatic calibration method to enhance the Tank model's performance and applicability in transforming rainfall data series into runoff in a watershed. The metaheuristic methods involved include the Differential Evolution (DE) algorithm, Particle Swarm Optimization (PSO), synthesis of chaotic search-opposition based learning-differential evolution-quantum mechanism (CODEQ) algorithm and Shuffled Complex Evolution (SCE). The models resulting from the integration of the Tank model with these metaheuristic methods are called the Tank-DE, Tank-PSO, Tank-CODEQ and Tank-SCE models. The four models were tested in the Welang Watershed (473.39 Km<sup>2</sup>), located in Pasuruan Regency, East Java, using a 15-year hydroclimatology dataset from 2006 to 2020. The 2006-2010 dataset served as the training dataset for Tank model parameter calibration, while the 2011-2020 dataset was used for model validation. Calibration results show that all models achieved an accuracy level equivalent to an average RMSE of 0.05 m<sup>3</sup>/s. However, during validation, there were slight differences in high flow response results. Compared to the training dataset, the model output responded effectively to both low and high flows but tended to produce slightly higher discharge at intermediate flows, with an average difference of 1.33 m<sup>3</sup>/s. When compared to the test dataset, the model outputs tended to overestimate high flow rates (average difference of 1.63 m<sup>3</sup>/s) and underestimated low flow rates, with minor deviations.

**Keywords:** tank model, metaheuristic, transformation, rainfall-streamflow, Welang Watershed.

#### ABSTRAK

Kelemahan model Tangki terletak pada jumlah parameter besar dan nilainya bersifat kontinyu yang menyebabkannya tidak efektif untuk memecahkan masalah praktis. Artikel ini mengusulkan metode kalibrasi otomatis berbasis metaheuristik untuk meningkatkan kinerja model Tangki agar lebih efektif dan applicable dalam memecahkan masalah transformasi seri data hujan menjadi limpasan pada sebuah daerah aliran sungai. Metode metaheuristik yang dilibatkan adalah; Algoritma Differential Evolution (DE), Particle Swarm Optimization (PSO), sintesa dari algoritma chaotic search-opposition based learning-diferential evolution-quantum mechanism (CODEQ), dan Shuffled Complex Evolution (SCE). Model dari penggabungan model Tangki dan metode metaheuristik tersebut dinamakan model Tangki-DE, Tangki-PSO, Tangki-CODEQ dan Tangki-SCE. Keempat model diuji di Daerah Aliran Sungai Welang (473,39 Km<sup>2</sup>), Kabupaten Pasuruan Jawa Timur. Pengujian melibatkan set data hidroklimatologi sepanjang 15 tahun, yaitu Tahun 2006–2020. Seri data Tahun 2006 - 2010 sebagai set data training untuk proses kalibrasi parameter model Tangki, dan seri data Tahun 2011 - 2020 sebagai set data testing untuk validasi model. Hasil kalibrasi menunjukkan bahwa semua model memiliki tingkat akurasi yang setara dengan rata-rata RMSE 0.05 m<sup>3</sup>/detik, namun pada tahap validasi terdapat sedikit perbedaan hasil dalam merespon terjadinya aliran tinggi. Dibandingkan dengan set data training, debit dari luaran model sangat bagus dalam merespon terjadinya aliran rendah dan aliran tinggi, namun pada aliran sedang cenderung menghasilkan debit yang sedikit lebih tinggi (selisih rerata 1.33 m<sup>3</sup>/detik). Perbandingan debit luaran model dengan set data testing menunjukkan bahwa debit luaran model cenderung lebih besar pada aliran tinggi (selisih rata-rata 1.63 m<sup>3</sup>/detik) dan pada aliran rendah cenderung lebih kecil dengan simpangan yang kecil.

**Kata Kunci:** model tangki, metaheuristik, transformasi, hujan-limpasan, Daerah Aliran Sungai Welang.

## PENDAHULUAN

Data hidrologi memegang peran yang sangat penting dalam kegiatan perencanaan dan pengelolaan sumber daya air. Ketidakakuratan data dan informasi hidrologi akan berakibat tidak efektif dan efisiennya hasil perencanaan dan pengelolaan sumber daya air yang dilakukan dengan menggunakan data tersebut (Bagiawan et al., 2011). Dalam rekayasa bangunan air, dimensi dan karakteristik hidrolis komponen-komponennya sangat ditentukan oleh besaran debit yang digunakan sebagai patokan dasar perancangan. Besaran debit patokan perancangan tersebut hanya bisa ditentukan dengan tepat bila pada lokasi *site* rencana bangunan tersedia informasi tentang fluktuasi debit dengan jumlah dan kualitas yang memadai. Oleh sebab itu, upaya memperpanjang seri data debit menjadi suatu keniscayaan apabila pada lokasi *site* rencana tidak tersedia seri data pengamatan yang mencukupi untuk menentukan besaran patokan debit perancangan. Fakta di lapangan menunjukkan bahwa ketersediaan seri data debit amatan menjadi permasalahan tersendiri. Data debit amatan seringkali tersedia dalam jumlah minimal yang diamati selama pelaksanaan studi. Secara kuantitatif data tersebut tidak mencukupi untuk menentukan patokan perancangan sehingga perlu diperpanjang dengan cara mentransformasikan seri data hujan menjadi data debit (Yanti & Rusnam, 2020).

Model Tangki Sugawara merupakan salah satu metode yang cukup populer diterapkan di negara-negara tropis termasuk di Indonesia (Lee & Singh, 1999). Dalam model Tangki, proses alih ragam data hujan menjadi limpasan menganalogikan aliran pada sistim daerah aliran sungai (DAS) sebagai aliran melalui rangkaian tangki-tangki. Jumlah dan susunan tangki tergantung pada karakteristik fisik DAS yang dianalisis. Model Tangki standar dipresentasikan oleh 4 (empat) tangki yang disusun seri. Setiap tangki mewakili lapisan hidrologis yang berkontribusi pada aliran sungai. Sebagaimana jenis *lumped model* lainnya, kelemahan mendasar dari model Tangki terletak pada jumlah parameternya yang besar dan nilainya yang bersifat kontinyu. Kondisi ini menyebabkan model Tangki dianggap tidak efisien untuk memecahkan masalah-masalah praktis. Upaya meningkatkan kinerja model Tangki dengan cara menyisipkan metode optimasi untuk menemukan nilai optimum parameter-parameternya telah banyak diusulkan oleh para peneliti dunia, antara lain menggunakan: Marquardt algorithm (Setiawan et al., 2003), Kalman Filter method (Lee & Singh, 1999), dan Powell's method (Kim et al., 2001).

Metaheuristik didefinisikan sebagai metode lanjut (*advanced*) berbasis heuristik untuk menyelesaikan persoalan optimasi secara efisien (Talbi, 2009). Perkembangan metode metaheuristik yang revolusioner dalam menyelesaikan sistem persamaan besar dan kompleks menjadikan metode ini menarik diterapkan untuk menyelesaikan berbagai masalah optimasi, termasuk untuk menemukan nilai optimum parameter-parameter model Tangki. Penggunaan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) berhasil diterapkan pada DAS Shigenobu Jepang (Santos et al., 2011). Penggabungan model Tangki dengan Genetic Algorithm (GA) (Ngoc et al., 2013), Algoritma *Shuffled complex evolution* (SCE), dan PSO (Kuok et al., 2011) juga berhasil menunjukkan kinerja sangat bagus. Penggabungan model Tangki dengan Algoritma SCE, GA, PSO, *Artificial Immune System* (AIS), dan *Differential Evolution* (DE) juga berhasil diterapkan pada Yellow River Watershed di Cina dan Reynold Creek Boise ID watershed, Mahantango Creek University Park watershed, Little River Tifton watershed di Amerika Serikat (Zhang et al., 2009). Kelima metode optimasi tersebut dapat bekerja dengan baik, namun GA dan PSO dapat menunjukkan hasil lebih baik dalam hal akurasi dan kecepatan konvergensi dibanding tiga metode lainnya. Kombinasi model Tangki dengan Algoritma PSO untuk analisis debit banjir pada kawasan perkotaan di Taiwan dapat menunjukkan kinerja yang sangat baik (Hsu & Yeh, 2015). Kombinasi model Tangki dengan Algoritma SCE juga berhasil diterapkan untuk simulasi banjir pada kawasan lahan sawah bertingkat di Taiwan. Model Tangki-SCE dapat mempresentasikan dua kejadian banjir besar akibat Plum Rain pada Tanggal 9-16 Mei 2005 dan akibat Typhoon Matsa pada Tanggal 1-6 Agustus 2005 (Chen et al., 2014).

Penggabungan model Tangki dengan metode metaheuristik untuk mensimulasikan debit sungai di Indonesia secara luas masih jarang dilakukan. Oleh karena itu, artikel ini mengkaji perbandingan kinerja dari beberapa metode Metaheuristik untuk kalibrasi otomatis parameter model Tangki. Sebanyak 16 parameter model Tangki diuji pada makalah ini untuk analisis transformasi seri data hujan menjadi debit periode harian. Metode metaheuristik yang dilibatkan adalah algoritma DE, algoritma PSO, algoritma CODEQ dan algoritma SCE. Penggabungan metode simulasi berbasis model Tangki dengan empat metode metaheuristik tersebut selanjutnya dinamakan; 1) model Tangki-DE, 2) model Tangki-PSO, 3) model Tangki-CODEQ, dan 4) model Tangki-SCE. Keempat model yang dikembangkan diuji tingkat keandalannya pada DAS Welang di Kabupaten Pasuruan Propinsi Jawa Timur, Indonesia. Hasil penelitian diharapkan dapat

memberi kontribusi positif pada perkembangan bidang pemodelan hidrologi khususnya pada pembangkitan seri data debit historis, sehingga dapat menjadi alternatif solusi dalam menyelesaikan masalah keterbatasan data debit yang sering menjadi kendala klasik dalam kegiatan pengembangan sumber daya air di negara-negara berkembang, termasuk di Indonesia.

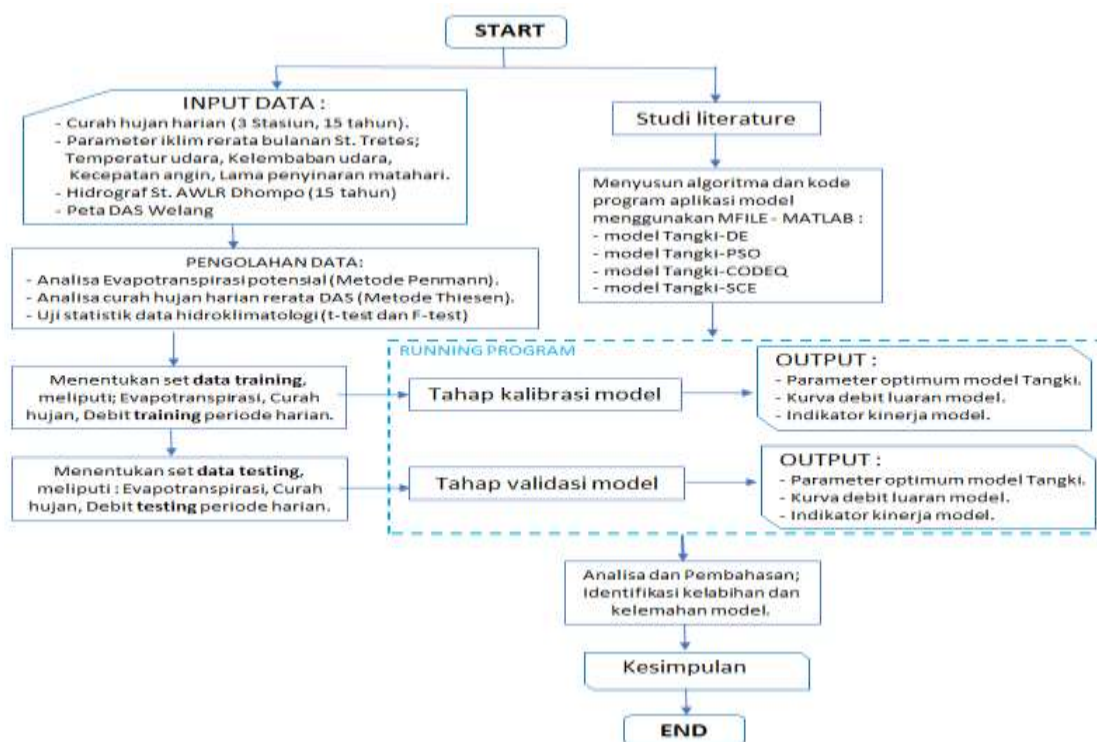
## METODOLOGI

### Tahap Penelitian

Tahap penelitian secara skematis ditunjukkan pada Gambar 1, dan secara sistematis dijelaskan sebagai berikut;

- 1) Studi literatur dari berbagai referensi yang terkait.
- 2) Pengembangan model:
  - Menyusun algoritma dan kode program aplikasi model menggunakan MFILE MATLAB, meliputi; model Tangki-DE, Tangki-PSO, Tangki-CODEQ, Tangki SCE.
  - Menguji konsistensi dan logika model menggunakan set data hipotetik.
- 3) Pengumpulan data hidroklimatologi sepanjang 15 tahun dan peta DAS:
  - Data curah hujan harian periode 1 Januari 2006 hingga 31 Desember 2020, yang didapatkan dari Stasiun Curah Hujan Purwosari, Lawang, dan Tutur.

- Data iklim rerata bulanan, meliputi; suhu udara, kelembaban udara, kecepatan angin, dan lama penyinaran matahari periode Bulan Januari 2006 sampai Desember 2020, dari Stasiun Klimatologi Tretes.
  - Data hidrograf Sungai Welang di Stasiun *Automatic Water Level Recorder* (AWLR) Dhompo periode 1 Januari 2006 hingga 31 Desember 2020.
  - Peta DAS Welang.
- 4) Pengolahan data, meliputi;
    - Analisis evapotranspirasi potensial menggunakan Metode Penman Modifikasi, dan menggunakan set data iklim rerata bulanan sebagai masukannya.
    - Analisis curah hujan harian rerata DAS menggunakan metode Poligon Thiesen.
    - Uji homogenitas seri data hujan dan data debit menggunakan uji-t dan uji-F (ref).
  - 5) Pembagian data hidroklimatologi menjadi 2 (dua) kelompok sebagai; 1) set data training untuk kalibrasi model (2006-2010), dan 2) set data testing untuk validasi model (2011-2020).
  - 6) *Running program* dari model-model yang dihasilkan pada butir 2), menggunakan set data *training* dan set data *testing* sebagai data masukan.
  - 7) Pembahasan berdasarkan hasil analisis yang telah diperoleh dari Langkah-langkah sebelumnya, serta menarik kesimpulan yang relevan dengan permasalahan.

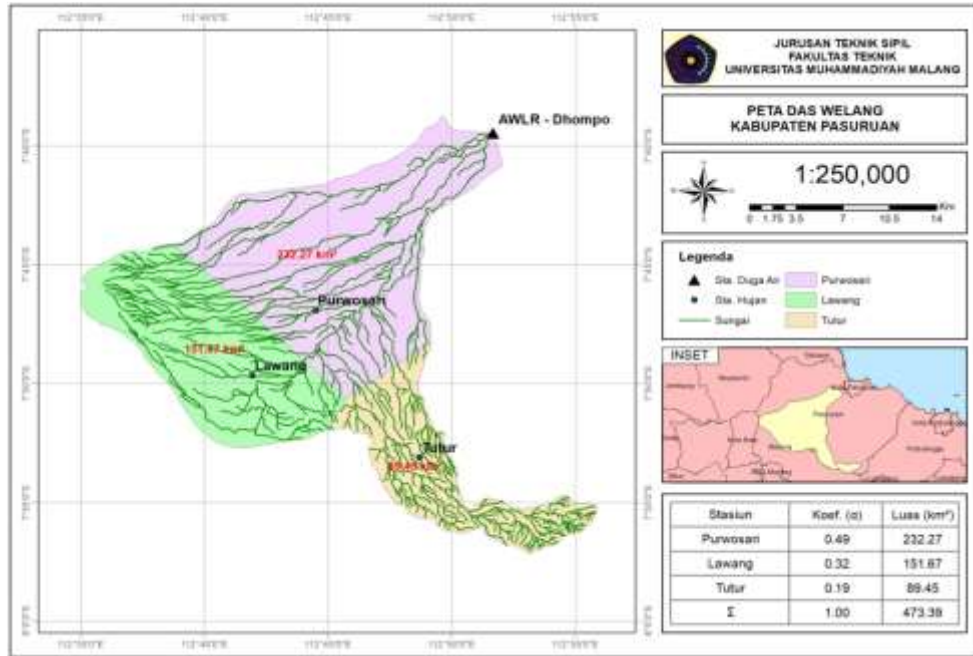


Gambar 1 Tahap-tahap penelitian yang diterapkan dalam studi ini

**Data penelitian**

Studi kasus penelitian adalah DAS Welang pada titik kontrol Stasiun AWLR Dhompo seperti ditunjukkan Gambar 2. DAS Welang memiliki luas 473,39 km<sup>2</sup>, secara geografis terletak pada 7°40'0" - 8°0'0" Lintang Selatan dan 112°35'0" - 112°55'0" Bujur Timur, dan secara administratif terletak di Kabupaten Pasuruan, Propinsi Jawa Timur. DAS

Welang terbagi atas 30% lahan hutan, 50% lahan ladang dan 20% lahan pemukiman (Aldi et al., 2024). Tekstur tanah DAS Welang didominasi lempung berdebu. Kemiringan lahan rata-rata paling curam (S=19.17%) berada pada daerah hulu, kemiringan agak curam (S=14.54%) pada bagian tengah, dan kemiringan landai (S=3.85%) pada daerah hilir (Faradiba et al., 2023).



**Gambar 2** Lokasi studi, DAS Welang

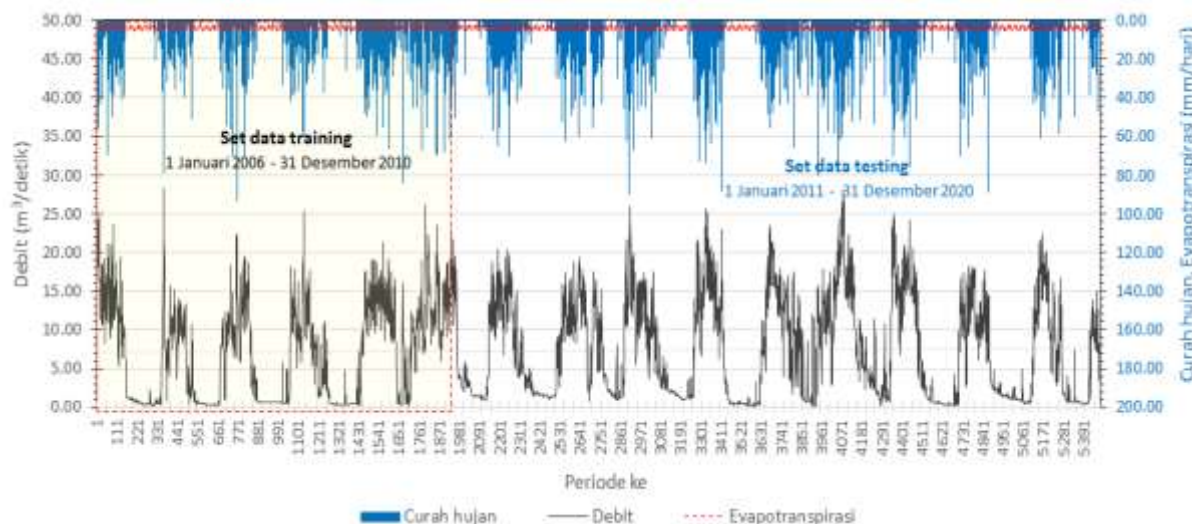
Terdapat 3 jenis data hidroklimatologi yang digunakan sebagai masukan dalam penerapan model Tangki, yaitu; evapotranspirasi potensial, curah hujan, dan debit. Seri data hidroklimatologi yang melibatkan sepanjang 15 tahun, tercatat dari 1 Januari 2006 hingga 31 Desember 2020. Data evapotranspirasi potensial diperoleh dari hasil analisis metode Penman Modifikasi (Baskoro et al., 2024). Variabel iklim sebagai data input pada metode Penmann meliputi: temperatur udara, kecepatan angin, kelembaban udara, dan lama penyinaran matahari. Rangkaian data iklim tersebut merupakan data rata-rata bulanan dari hasil pencatatan Stasiun Klimatologi Tretes. Hasil analisis menunjukkan rata-rata Evapotranspirasi Potensial DAS Welang sebesar 1.056,25 mm/tahun, evapotranspirasi minimum sebesar 828,94 mm/tahun, dan evapotranspirasi maksimum sebesar 1.160,87 mm/tahun. Data curah hujan yang terlibat adalah data periode harian yang tercatat di Stasiun Purwosari, Stasiun Lawang, dan Stasiun Tutar. Curah hujan regional dihitung dengan Metode Poligon Thiessen. Faktor bobot untuk ketiga stasiun curah hujan berturut-turut adalah 0,49; 0,32; dan 0,19. Hasil analisis menunjukkan rata-rata curah hujan DAS Welang adalah 2.355 mm/tahun,

dengan nilai curah hujan minimum sebesar 1.492 mm/tahun dan maksimum sebesar 3.626 mm/tahun. Seri data debit di AWLR Dhompo menunjukkan nilai rata-rata 7,30 m<sup>3</sup>/detik, dengan debit minimum sebesar 0,40 m<sup>3</sup>/detik terjadi pada musim kemarau dan debit maksimum sebesar 37,56 m<sup>3</sup>/detik terjadi pada musim hujan. Fluktuasi data evapotranspirasi potensial, curah hujan, dan debit periode harian ditunjukkan pada Gambar 3.

Set data hidroklimatologi selanjutnya dibagi menjadi dua kelompok, yaitu: sebagai set data *training* dan set data *testing*. Seri data periode 1 Januari 2006 sampai dengan 31 Desember 2010 digunakan sebagai set data *training* untuk proses kalibrasi parameter model Tangki, dan seri data hidroklimatologi dari 1 Januari 2011 sampai 31 Desember 2020 digunakan sebagai set data *testing* untuk validasi model. Perbandingan statistik set data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada Tabel 1. Evapotranspirasi tahunan rerata data *training* sedikit lebih besar dari data *testing* dan curah hujan tahunan rerata data *testing* lebih tinggi 10.28 % dari data *training*. Hal tersebut menyebabkan pola aliran Sungai Welang berbeda selama rentang Tahun 2006 hingga Tahun 2010

dengan rentang Tahun 2011 hingga Tahun 2020. Pada aliran rendah rerata debit *testing* dua kali lebih besar dari data *training* namun pada aliran tinggi debit maksimum rerata data testing sedikit lebih rendah. Debit *testing* rerata lebih besar 0.51 m<sup>3</sup>/detik dan simpangan baku lebih besar 0.42 m<sup>3</sup>/detik dari debit *training* menunjukkan adanya perbedaan fluktuasi aliran dari dua kelompok data

tersebut meski tidak signifikan. Jadi dapat disimpulkan bahwa perbedaan fluktuasi aliran yang terjadi diakibatkan oleh perbedaan faktor iklim dari dua kelompok data tersebut. Hasil uji statistik dua arah dan dua kelompok data tersebut menggunakan uji kesamaan rata-rata (*t-test*) dan uji kesamaan variansi (*F-test*), disimpulkan bahwa kelompok data training dan data testing tersebut bersifat homogen.



Gambar 3 Set data hidroklimatologi DAS Welang

Tabel 1 Statistik set data *training* dan *testing*

Parameter	satuan	Data <i>training</i>	Data <i>testing</i>
Evapotranspirasi	mm/tahun	1136	1018
Curah hujan	mm/tahun	2204	2430
Debit	Minimum	0,22	0,49
	Maksimum	26,65	23,37
	Rerata	6,63	7,14
Simp. baku		5,81	6,22

### Simulasi Model Tangki

Skema simulasi model Tangki standar ditunjukkan pada Gambar 4. Tangki teratas hingga tangki paling bawah, berturut-turut berkontribusi pada terjadinya *surface flow* ( $qA1$ ) dan *sub surface flow* ( $qA2$ ), *intermediate flow* ( $qB1$ ), *sub base flow* ( $qC1$ ), dan *base flow* ( $qD$ ). Model Tangki standar memiliki 16 parameter (Gambar 4) yang nilainya harus relevan dengan karakteristik hidrologis DAS yang diteliti.

Sebagai variable masukan dalam penerapan Model Tangki adalah curah hujan rerata DAS [ $P(t)$ ], Evapotranspirasi [ $Ep(t)$ ], luas DAS, dan nilai parameter-parameter model yang relevan. Sebagai variabel luarannya adalah total aliran sungai [ $Q(t)$ ] yang merupakan superposisi dari *surface flow*, *sub surface flow*, *subbase flow*, dan *base flow*. Luaran lain

yang dapat dieksplorasi adalah fluktuasi muka air pada setiap tangki. Variabel ini dapat dianalogikan sebagai fluktuasi muka air tanah pada setiap zona lapisan tanah. Kinerja Model Tangki sangat ditentukan oleh ketepatan dalam menentukan nilai dari setiap parameter-parameternya. Dalam kaitan ini proses kalibrasi parameter menjadi bagian yang sangat penting. Kalibrasi parameter dengan jumlah besar secara simultan tentu tidak efektif bila dilakukan dengan cara "*trial and error*", oleh sebab itu penerapan metode optimasi parameter yang handal menjadi bagian penting untuk meningkatkan kinerjanya.

Persamaan keseimbangan volume pada setiap tangki, dinyatakan:

$$\text{Tangki A: } dSA/dt = P - Et - qA1 - qA2 - qA0 \dots (1)$$

$$\text{Tangki B: } dSB/dt = qA0 - qB0 - qB1 \dots (2)$$

$$\text{Tangki C: } dSC/dt = qB0 - qC1 - qC0 \dots (3)$$

$$\text{Tangki D: } dSD/dt = qC0 - qD \dots (4)$$

Besarnya limpasan atau infiltrasi melalui *outlet* tangki berbanding lurus dengan tinggi air terhadap outlet, dapat dinyatakan:

Tangki A:

$$qA0 = CA0 * SA; \quad qA1 = CA1 * (SA - hA1); \\ qA2 = CA2 * (SA - hA2); \dots (5)$$

Tangki B:

$$q_{B0} = CB0 * SB; q_{B1} = CB1 * (SB - h_{B1})..... (6)$$

Tangki C:

$$q_{C0} = CC0 * SC; q_{C1} = CC1 * (SC - h_{C1}) ..... (7)$$

Tangki D:

$$q_D = CD * SD ..... (8)$$

SA, SB, SC, SD merupakan nilai rerata tinggi muka air di masing-masing tangki pada periode ke  $t$  dan  $t-1$ .

Total limpasan periode  $t$  dalam satuan mm/hari dinyatakan:

$$q(t) = q_{A1}(t) + q_{A2}(t) + q_{B1}(t) + q_{C1}(t) + q_D(t) (9)$$

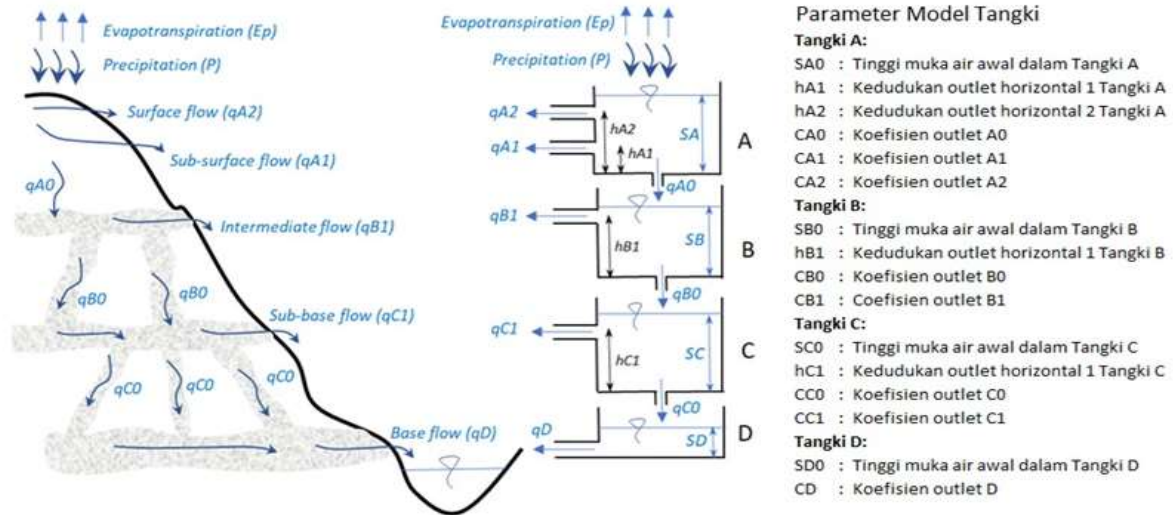
dan dalam satuan  $m^3/detik$ , dinyatakan:

$$Q(t) = q(t) * A_{DAS}/86.4 ..... (10)$$

Dimana:

$t$  : periode (harian)

$A_{DAS}$  : luas DAS ( $km^2$ )



Gambar 4 Skema simulasi model Tangki Standar (Sulianto et al., 2022)

**Kalibrasi dan validasi model**

Fungsi tujuan optimasi adalah untuk menemukan nilai optimum parameter model Tangki yang ditentukan dengan nilai minimal dari simpangan kurva debit observasi ( $Q_t^{obs}$ ) dan debit simulasi model ( $Q_t^{sim}$ ). Dalam Metode metaheuristik fungsi tujuan dinyatakan sebagai fungsi fitness. Definisi fungsi fitness pada kasus optimasi parameter model hidrologi telah banyak diusulkan oleh para peneliti terdahulu, antara lain ; minimasi nilai *root mean square error* (RMSE) (Hsu & Yeh, 2015; Setiawan et al., 2003; Wang et al., 2012), minimasi nilai *sum square error* (SSE) (Darikandeh et al., 2014; Paik et al., 2005), maksimasi *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) (Bao et al., 2010; Tolson & Shoemaker, 2007; Zhang et al., 2009), minimasi nilai *mean square error* (MSE) (Ngoc et al., 2013), dan minimasi nilai *relative error* (RE) (Kuok et al., 2011; Santos et al., 2011).

Fungsi *fitness* yang digunakan untuk kalibrasi model dalam artikel ini adalah minimasi nilai RMSE, dan dinyatakan:

$$F = \min[RMSE] = \min \left[ \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Q_t^{sim} - Q_t^{obs})^2}{n}} \right] ..... (11)$$

Dimana:

$F$  : nilai *fitness*,

$Q_t^{sim}$  : debit simulasi model periode  $t$ ,  $m^3/detik$

$Q_t^{obs}$  : debit observasi periode  $t$ ,  $m^3/detik$

$n$  : jumlah titik data.

Sebagai fungsi pembatas dalam proses optimasi adalah:

- Sistem persamaan simulasi model Tangki, dinyatakan sebagai;  
 $Q(t) = F[P(t), Ep(t), A, 16 \text{ parameter model Tangki}]$
- Batas nilai minimum dan maksimum tinggi muka air awal di tangki [ $SA0, SB0, SC0, SD0$ ].
- Batas nilai minimum dan maksimum tinggi outlet horizontal di tangki [ $hA1, hA2, hB1, hC1$ ].
- Batas nilai minimum dan maksimum *coefficient outlet* di tangki [ $CA0, CA1, CA2, CB0, CB1, CC0, CC1, CD$ ].

Validasi model menggunakan set data testing, yaitu set data pada periode lain yang tidak dilibatkan dalam proses kalibrasi. Pengukuran akurasi model menggunakan indikator RMSE dan *Nash-Shutcliffe efficiency* (NSE). Kedua indikator tersebut memiliki perspektif yang berbeda. RMSE mempresentasikan tingkat kesalahan hasil prediksi, dimana semakin kecil nilainya (mendekati 0) maka hasil prediksi akan semakin akurat. NSE memiliki kriteria yang berbeda, semakin besar nilainya (mendekati 1) maka hasil prediksi semakin akurat (Duan et al., 1994).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (Q_t^{sim} - Q_t^{obs})^2}{\sum_{t=1}^n (Q_t^{obs} - Q^{mean})^2} \dots\dots\dots (12)$$

Dimana:

$Q^{mean}$  : debit observasi rerata, m<sup>3</sup>/detik

**Metode Metaheuristik**

- *Algoritma Differential Evolution (DE)*

Algoritma DE dikembangkan oleh Reiner Storn dan Kenneth Price pada Tahun 1996. Dalam bidang pemodelan hidrologi, algoritma DE berhasil diterapkan untuk optimasi parameter model optimasi parameter Model HBV dan GR4J (Piotrowski et al., 2017). DE juga berhasil diterapkan dalam kasus optimasi multi tujuan bioremediasi air tanah in-situ (Kumar et al., 2015), optimasi parameter model DISPRIN (Sulianto et al., 2018), optimasi parameter model DISPRIN Modifikasi (Sulianto et al., 2020), dan optimasi parameter model Tangki (Sulianto et al., 2022). Analisis dalam Algoritma DE mengandung 4 (empat) komponen, yaitu 1) inialisasi, 2) mutasi, 3) pindah silang (*crossover*), dan 4) seleksi. Tahap optimasi parameter model Tangki menggunakan Algoritma DE dijelaskan sebagai berikut (Sulianto et al., 2022).

1) Inialisasi

Pada kasus optimasi parameter model Tangki, maka vektor variabel yang dioptimasi adalah 16 parameter model Tangki sebagaimana Gambar 4. Inialisasi vektor variable yang dicari terletak pada batas bawah ( $lb_j$ ) dan batas atas ( $ub_j$ ) yang dideklarasikan. Nilai awal variabel generasi ke 0, variabel ke  $j$  dan vektor  $i$  dibangkitkan dengan persamaan:

$$x_{j,i,0} = lb_j + rand_j(1)(ub_j - lb_j) \dots\dots\dots (13)$$

Bilangan acak bernilai antara (0,1) dibangkitkan dengan fungsi *rand*. Indeks  $j$  adalah variable ke  $j$ .

2) Mutasi

Mutasi dilakukan dengan cara menambahkan perbedaan dua vektor terhadap vektor ketiga dengan cara

$$v_{i,g} = x_{r0,g} + F(x_{r1,g} - x_{r2,g}) \dots\dots\dots (14)$$

Perbedaan dua vektor yang dipilih secara acak perlu diskala terlebih dulu sebelum ditambahkan ke vektor ketiga,  $x_{r0,g}$ . Faktor skala  $F \in (0,1)$  bernilai riil positif untuk mengendalikan tingkat pertumbuhan populasi. Indek vektor basis  $r_0$  ditentukan dengan cara acak yang berbeda dengan indeks untuk vector target,  $i$ . Selain berbeda satu sama lain dan berbeda dengan indek untuk vektor basis dan vektor target, indek vektor selisih  $r_1$  dan  $r_2$  juga dipilih sekali per mutan.

3) *Crossover*

Pada tahap ini DE menyilangkan setiap vektor  $x_{i,g}$  dengan vektor mutan  $v_{i,g}$ , untuk membentuk vektor hasil persilangan,  $u_{i,g}$  dengan formula.

$$u_{i,g} = u_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g} \rightarrow \text{jika } (rand(0,1) \leq Cr \text{ atau } j = j_{rand}) \\ x_{j,i,g} \rightarrow \text{jika } (rand(0,1) > Cr \text{ atau } j \neq j_{rand}) \end{cases} \dots\dots\dots (15)$$

4) Seleksi

Jika *trial vector*  $u_{i,g}$  memiliki nilai fungsi tujuan lebih kecil dari fungsi tujuan vektor targetnya  $x_{i,g}$ , maka  $u_{i,g}$  akan menggantikan posisi  $x_{i,g}$  dalam populasi pada generasi berikutnya. Jika terjadi sebaliknya, vektor target akan tetap pada posisinya dalam populasi.

5) *Stopping criteria*.

Proses iterasi akan berhenti pada *stopping criteria* yang ditetapkan, yaitu jumlah generasi maksimum yang diberikan, atau jika nilai variabel yang dioptimasi bernilai konstan dari generasi ke generasi.

Pada kondisi konvergen maka nilai optimum 16 parameter model Tangki ditemukan dan variabel luaran model Tangki dapat dipresentasikan.

- *Algoritma Particle Swam Optimization (PSO)*

Algoritma PSO adalah teknik optimasi stokastik berbasis populasi, diusulkan Eberhart and Kennedy (1995). Algoritma PSO berhasil untuk kalibrasi parameter *lumped model*, antara lain: *Para-Tank Model* (Hsu & Yeh, 2015), model Tangki (Santos et al., 2011) (Kuok et al., 2011) dan *Soil and Water Assessment Tool (SWAT)* (Zhang et al., 2009).

Pada kasus optimasi parameter model Tangki, langkah penyelesaian algoritma PSO adalah:

- 1) Mengasumsikan ukuran kelompok atau jumlah partikel,  $N$ .
- 2) Membangkitkan populasi awal  $x$  dengan rentang batas bawah ( $x(B)$ ) dan batas atas ( $x(A)$ ) secara random sehingga didapat  $x_1, x_2, \dots, x_N$ . Dimana  $x$  adalah variabel yang dioptimasi (16 parameter model Tangki). Partikel  $j$  dan kecepatannya pada iterasi  $i$  dinotasikan sebagai  $x_j(i)$  dan  $v_j(i)$ . Vektor  $v_j(0)$ , ( $j=1, 2, \dots, N$ ) adalah vektor koordinat dari partikel, dan evaluasi fungsi tujuan untuk setiap partikel dinyatakan:  $f(x_1(0)), f(x_2(0)), \dots, f(x_N(0))$ .
- 3) Menghitung kecepatan dari semua partikel. Semua partikel bergerak menuju titik optimal dengan kecepatan tertentu. Awalnya semua kecepatan dari partikel diasumsikan sama dengan nol. Set iterasi  $i=1$ .
- 4) Pada iterasi ke- $i$ , ditemukan 2 parameter penting untuk setiap partikel  $j$ , yaitu:

a) Nilai terbaik dari  $x_j(i)$  (koordinat partikel  $j$  pada iterasi  $i$ ) dan dinyatakan sebagai  $P_{best,j}$ , dengan nilai fungsi tujuan paling rendah,  $f[x_j(i)]$  yang ditemui sebuah partikel  $j$  pada iterasi sebelumnya. Nilai terbaik untuk semua partikel  $x_j(i)$  yang ditemukan sampai iterasi ke- $i$ ,  $G_{best}$ , dengan nilai fungsi tujuan paling kecil diantara semua partikel untuk semua iterasi sebelumnya,  $f[x_j(i)]$ .

b) Kecepatan partikel  $j$  pada iterasi ke  $i$  dihitung dengan rumus:

$$v_j(i) = v_j(i-1) + c_1 r_1 [P_{best,j} - x_j(i-1) + c_2 r_2 [G_{best} - x_j(i-1)]] \quad j = 1, 2, \dots, N \dots\dots\dots (16)$$

dimana  $c_1$  dan  $c_2$  adalah *learning rates* untuk kemampuan individu (*cognitive*) dan pengaruh sosial (kawanannya),  $r_1$  dan  $r_2$  bilangan random berdistribusi *uniform* dalam interval 0~1. Nilai  $c_1$  dan  $c_2$  biasanya 2 sehingga perkalian  $c_1 r_1$  dan  $c_2 r_2$  memastikan bahwa partikel-partikel akan mendekati target sekitar setengah selisihnya.

c) Koordinat partikel  $j$  pada iterasi ke- $i$  ditentukan dengan cara:

$$x_j(i) = x_j(i-1) + v_j(i), \quad j = 1, 2, \dots, N \dots\dots\dots (17)$$

Evaluasi fungsi tujuan untuk setiap partikel dinyatakan:

$$f[x_1(i)], f[x_2(i)], \dots, f[x_N(i)] \dots\dots\dots (18)$$

Fungsi tujuan adalah nilai *fitness*, dihitung menggunakan persamaan (11).

6) Jika semua partikel menuju ke satu nilai yang sama, maka disebut konvergen. Jika belum konvergen maka langkah 4) diulang dengan memperbarui  $i=i+1$ , dengan cara menghitung nilai baru dari  $P_{best,j}$  dan  $G_{best}$ . Proses iterasi ini dilanjutkan sampai semua partikel menuju ke satu titik solusi yang sama. *Stopping criteria* ditunjukkan oleh konsistensi nilai solusi sekarang dengan solusi sebelumnya.

Pada kondisi konvergen maka nilai optimum parameter model Tangki telah ditemukan dan variabel luaran model Tangki dapat dipresentasikan.

- *Algoritma CODEQ*

Algoritma CODEQ diusulkan oleh Omran dan Salman (2009). Algoritma ini merupakan sintesa dari *chaotic search*, *opposition-based learning*, *differential evolution*, dan *quantum mechanism* (Omran & Al-Adwani, 2010; Omran & Salman, 2009). Algoritma CODEQ berhasil menyelesaikan sistim persamaan hidrolis jaringan pipa kompleks (Sulianto, 2020). Pada kasus ini algoritma CODEQ

memiliki kinerja setara dengan algoritma DE, PSO, dan SCE. Langkah penyelesaian algoritma CODEQ diuraikan sebagai berikut.

- 1) Variabel yang dioptimasi dinyatakan sebagai  $x_i$ , yaitu 16 parameter model Tangki sesuai Gambar 4.
- 2) Inisialisasi populasi dari  $s$  vektor secara random pada daerah pencarian solusi.
- 3) Membangkitkan *trial vector*  $v_i(t)$  untuk setiap vektor  $x_i(t)$  pada iterasi  $t$  dengan cara mutasi, sesuai persamaan:

$$v_i(t) = x_i(t) + [x_{i1}(t) - x_{i2}(t)] \ln\left(\frac{1}{u}\right) \dots\dots\dots (19)$$

$U$  didapatkan secara acak  $U(0,1)$  dan  $i_1 \neq i_2 \neq i$ .

- 4) Jika *fitness function* dari *trial vector*  $v_i(t)$  lebih baik dari *vector*  $x_i(t)$ , maka *vector*  $v_i(t)$  menggantikan posisi  $x_i(t)$ , jika tidak maka sebaliknya.
- 5) Pembangkitan *new vector*  $w(t)$  pada setiap iterasi  $t$  dinyatakan:

$$w(t) = LB + UB - R \cdot x_b(t), \text{ jika } rand \leq 0.5 \dots\dots\dots (20)$$

atau

$$w(t) = x_g(t) + |x_{i1}(t) - x_{i2}(t)| \cdot (2c(t) - 1),$$

jika  $rand > 0.5 \dots\dots\dots(21)$

$r$  didapat secara acak  $U(0,1)$ ,  $LB$  dan  $UB$  merupakan batas bawah dan batas atas pada permasalahan,  $x_b(t)$  merupakan *worst (least fit) vector* pada iterasi  $t$ ,  $x_g(t)$  merupakan *best (fitness) vektor* pada iterasi  $i$ ,  $x_{i1}(t)$  dan  $x_{i2}(t)$  merupakan vektor yang dipilih secara acak dengan  $i_1 \neq i_2 \neq i$  dan  $c(t)$  merupakan *chaotic variable* yang diperoleh dari rumus :

$$c(t) = \frac{c(t-1)}{p} \text{ jika } c(t-1) \in (0, p) \dots\dots\dots (22)$$

atau,

$$c(t) = \frac{[1-c(t-1)]}{(1-p)} \text{ jika } c(t-1) \in (p, 1) \dots\dots\dots (23)$$

dengan  $c(0)$  dan  $p$  didapatkan secara acak pada interval (0,1).

- 6) Jika *fitness function* dari *new vector*  $w(t)$  lebih baik dari *worst vector*  $x_b(t)$ , maka *vector*  $w(t)$  menggantikan posisi  $x_b(t)$ , jika tidak maka berlaku sebaliknya. *Fitness function* dihitung dengan menggunakan persamaan (11).
- 7) Langkah 3) sampai 6) diulang sampai terpenuhinya *stopping criteria*.
- 8) Menentukan nilai parameter Model Tangki optimum, yaitu  $x_b(t)$  yang diperoleh dari nilai *fitness* terbaik.



Pada kondisi konvergen maka nilai optimum 16 parameter model Tangki ditemukan dan variabel luaran model Tangki dapat dipresentasikan.

- *Algoritma SCE*

Algoritma SCE atau dikenal SCE-UA dikembangkan di University of Arizona dan diklaim menjadi metode optimasi global yang efisien, yang dapat digunakan untuk menangani masalah fungsi *non-linier* dengan dimensi tinggi (Duan et al., 1992, 1994; Duan et al., 1993). Algoritma SCE-UA terdiri dari empat prinsip untuk pengoptimalan global, yaitu: pencarian acak terkontrol, pengelompokan implisit, pengacakan kompleks, dan evolusi kompetitif. Algoritma SCE-UA berhasil diterapkan untuk menyelesaikan masalah kalibrasi parameter beberapa *lumped model*, antara lain: model Tangki (Kuok et al., 2011), AFFDEF model (Darikandeh et al., 2014), BTOPMC model dan Xin'anjiang model (Bao et al., 2010), *Soil and Water Assessment Tool*, SWAT model (Tolson & Shoemaker, 2007; Zhang et al., 2009), dan Model NAM (Madsen, 2000), SAC-SMA model (Gupta et al., 1999). Strategi SCE menggabungkan kekuatan algoritma CRS (*The controlled random search*) dengan konsep evolusi kompetitif dan konsep pengacakan kompleks. Strategi SCE dalam menemukan kondisi konvergen pada kasus minimasi dijelaskan sebagai berikut (Duan et al., 1993).

1) *Langkah 0: inisialisasi.*

Memilih nilai  $p \geq 1$  dan  $m \geq n + 1$ , dimana  $p$  = jumlah kompleks dan  $m$  = jumlah titik di setiap kompleks. Menghitung ukuran sampel  $s = p \times m$ .

2) *Langkah 1: membuat sampel.*

Sampel  $s$  berupa titik  $x_1, \dots, x_s$  dalam ruang yang memungkinkan  $\Omega \subset R^n$  yang ditetapkan dengan menggunakan distribusi *sampling* yang seragam. Menghitung nilai fungsi  $f_i$  pada setiap titik  $x_i$ . Fungsi  $f_i$  adalah fungsi obyektif optimasi sesuai persamaan (11).

3) *Langkah 2: menentukan ranking titik.*

Mengurutkan titik  $s$  dalam urutan nilai fungsi yang meningkat. Hasilnya disimpan dalam array  $D = \{x_i, f_i, i=1, \dots, s\}$ , sehingga  $i = 1$  merepresentasikan titik dengan nilai fungsi terkecil.

*Langkah 3: partisi menjadi kompleks.*

Partisi  $D$  menjadi  $p$  kompleks  $A^1, A^2 \dots A^p$ , masing-masing berisi  $m$  titik, sehingga:

$$A^k = \left\{ x_j^k, f_j^k \mid x_j^k = x_{k+p(j-1)}, f_j^k = f_{k+p(j-1)}, j = 1, \dots, m \right\} \dots (24)$$

4) *Langkah 4: evolusi setiap kompleks.*

Evolusi setiap kompleks  $A_k, k=1, \dots, p$  sesuai dengan *Competitive Complex Evolution (CCE)* algorithm sebagaimana dijelaskan dalam (Duan et al., 1993)

5) *Langkah 5: Pengacakan kompleks.*

Mengganti  $A_1 \dots, A_p$  menjadi  $D$ , sehingga  $D = \{A_k, k = 1 \dots p\}$ . Selanjutnya mengurutkan  $D$  dalam urutan nilai fungsi meningkat.

6) *Langkah 6: periksa konvergensi.*

Jika kriteria konvergensi terpenuhi maka hentikan, dan jika tidak maka kembali ke Langkah 3.

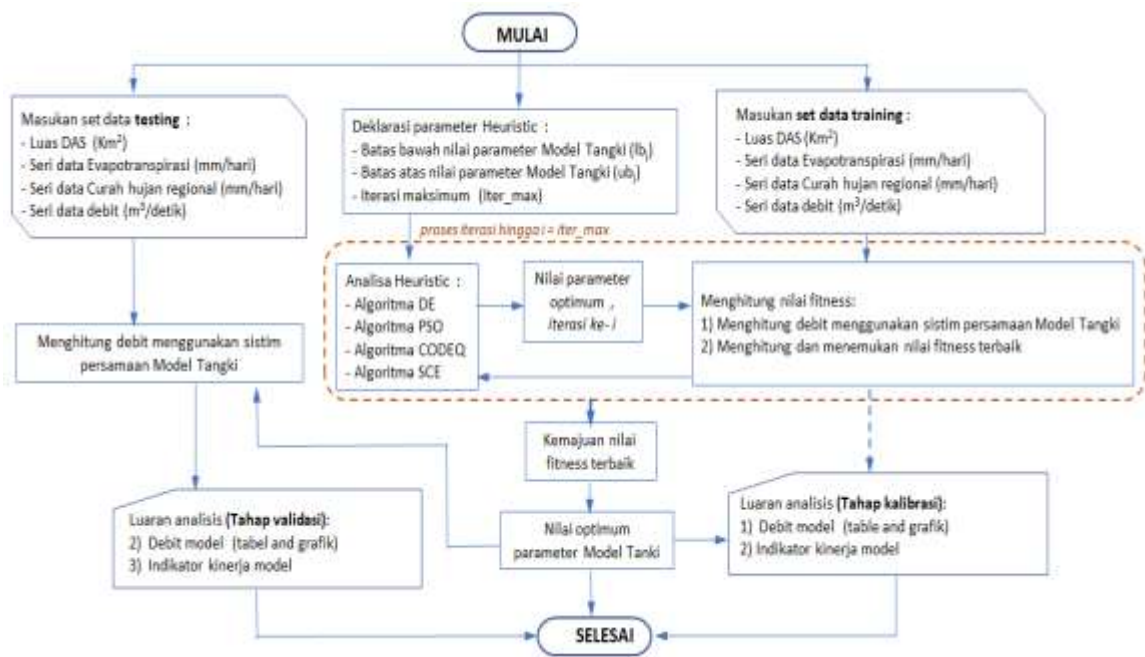
Pada kondisi konvergen maka nilai optimum 16 parameter model Tangki ditemukan dan variabel luaran model Tangki dapat dipresentasikan.

**Algoritma model**

Algoritma model yang dikembangkan dalam penelitian ini secara skematis ditunjukkan Gambar 5. Sebagai data masukan model adalah luas DAS, set data hidroklimatologi *training* dan *testing*, serta deklarasi parameter metode metaheuristik yang relevan. Analisis untuk mencapai *fitness* terbaik dilakukan secara iteratif dari generasi ke generasi menggunakan metode metaheuristik, dan proses iterasi akan berhenti pada jumlah iterasi maksimum (*iter\_max*) yang ditetapkan. Pada kondisi *fitness* terbaik akan didapat nilai optimum parameter-parameter model Tangki. Selanjutnya simulasi model Tangki menggunakan nilai optimum parameter yang telah ditemukan serta dengan masukan set data *training* akan menghasilkan debit model dan indikator kinerja model tahap kalibrasi, dengan masukan set data *testing* akan menghasilkan debit model dan indikator kinerja model tahap validasi.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Penerapan model dari penggabungan sistem persamaan simulasi model Tangki dan metode Metaheuristik menggunakan kode program M-FILE MATLAB. Program aplikasi terdiri dari sebuah program utama dan 9 (sembilan) sub program. Sistem persamaan Metaheuristik sebagai program utama, dan 9 sub program meliputi; 1) fungsi *fitness*, 2) proses kalibrasi, 3) proses validasi, 4) seri data hujan *training*, 5) seri data evapotranspirasi *training*, 6) seri data debit *training*, 7) seri data hujan *testing*, 8) seri data evapotranspirasi *testing* dan 9) seri data debit *testing*.



Gambar 5 Algoritma model

Sejauh ini belum ditemukan aturan baku untuk menentukan batas kelayakan nilai optimum parameter-parameter model Tangki. Beberapa referensi menentukan nilai parameter C menggunakan batas bawah mendekati 0 dan batas atas mendekati 1. Batas bawah parameter H dan S diambil pada nilai kecil (mendekati 0), namun batas atasnya sangat bervariasi yang disesuaikan dengan luas DAS yang diteliti. Penerapan model Tangki pada Nakdong River basin di Korea (472,53 km<sup>2</sup>) menggunakan batas atas nilai H dan S setinggi 50 mm (Lee & Singh, 1999), Terauchi watershed (50,55

Km<sup>2</sup>) di Fukuoka Jepang setinggi 60 mm (Setiawan et al., 2003), Shigenobu River basin di Matsuyama Jepang (72,50 Km<sup>2</sup>) setinggi 120 mm (Santos et al., 2011) Dau Tieng River watershed di Vietnam (2700 Km<sup>2</sup>) setinggi 1000 mm (Ngoc et al., 2013). DAS Welang memiliki luas 473,39 km<sup>2</sup>, sebagai upaya menemukan nilai optimum global parameter-parameter model Tangki maka dilakukan melalui 5 skenario untuk setiap model dengan nilai batas atas H dan S yang bervariasi sebagaimana ditunjukkan Tabel 2.

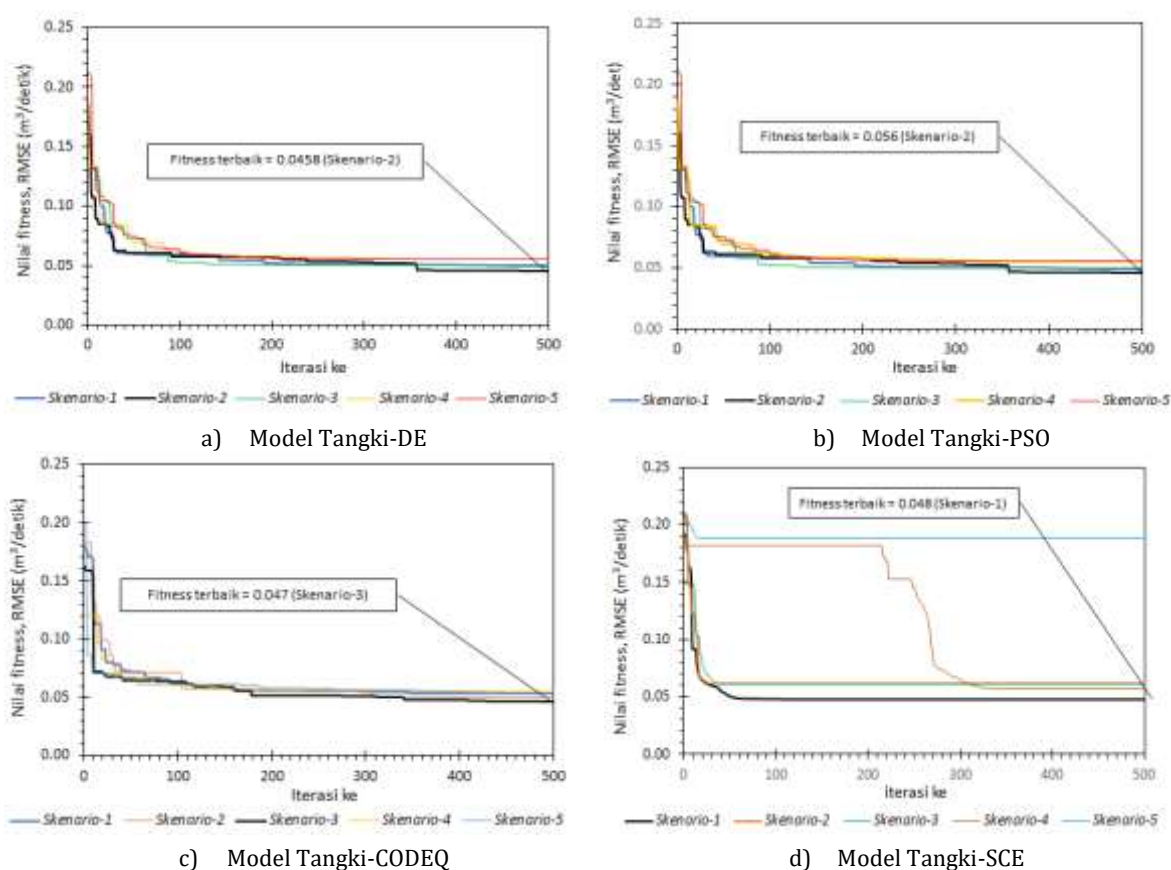
Tabel 2 Skenario analisis untuk pengujian model

Parameter	Batas	Skenario-1	Skenario-2	Skenario-3	Skenario-4	Skenario-5
HA1, HA2, HB1, HC1, SA0, SB0, SC0, SD0	bawah	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001
	atas	50,00	150,00	250,00	350,00	500,00
CA0, CA1, CA2, CB0, CB1, CC0, CC1, CD	bawah	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001
	atas	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Running program keempat model menggunakan masukan jumlah iterasi 500. Progress pencapaian fitness terbaik disajikan pada Gambar 6. Gambar tersebut menunjukkan RMSE minimum memiliki nilai setara, kecuali pada skenario-5 model Tangki-SCE. Model Tangki-DE menghasilkan fitness terbaik 0.049, model Tangki-PSO sebesar 0.056 dari skenario-2. Model Tangki-CODEQ menghasilkan fitness terbaik 0.047 dari skenario-3 dan model Tangki-SCE sebesar 0.048 dari skenario-1. Model Tangki-DE, Tangki-PSO, dan Tangki-CODEQ menunjukkan trend mencapai kondisi konvergen yang hampir sama. Nilai fitness menuju konvergen dapat dicapai pada iterasi

kurang dari 500 untuk semua skenario. Model Tangki-SCE memberikan hasil berbeda, dimana skenario-5 menunjukkan kegagalan dalam mencapai konvergen. Skenario-1, 2, dan 3 menunjukkan trend menuju konvergensi hampir sama dengan model-model lainnya, namun skenario-4 relatif lambat mencapai konvergen.

Nilai optimum parameter-parameter model Tangki dari hasil analisis keempat model disajikan pada Tabel 3. Nilai optimum semua parameter umumnya memiliki perbedaan yang cukup signifikan, walaupun semuanya menghasilkan nilai fitness terbaik yang setara. Hal ini bisa terjadi karena faktor kompleksitas parameter dan sifat



Gambar 6 Progress pencapaian nilai fitness terbaik

Tabel 3 Nilai parameter optimum model Tangki sesuai nilai fitness terbaik

Parameter	Tangki-DE	Tangki-PSO	Tangki-CODEQ	Tangki-SCE	Nilai Minimum	Nilai Maximum	Rentang Nilai
HA1	0,0001	140,74	7,51	343,50	0,0001	343,50	343,50
HA2	59,00	106,33	86,41	19,09	19,0937	106,33	87,24
HB1	0,0001	0,0001	35,29	0,0001	0,0001	35,29	35,29
HC1	28,06	112,43	148,93	8,84	8,8372	148,93	140,10
SA0	0,0001	3,56	127,89	120,04	0,0001	127,89	127,89
SB0	27,67	131,65	0,0001	0,45	0,0001	131,65	131,64
SC0	28,70	115,54	98,13	14,37	14,3672	115,54	101,17
SD0	150,00	150,00	32,20	5,54	5,5376	150,00	144,46
CA0	0,193	0,989	0,125	0,066	0,0658	0,9888	0,923
CA1	0,021	0,679	0,037	0,822	0,0207	0,8224	0,802
CA2	0,0001	0,097	0,0001	0,232	0,0001	0,2321	0,232
CB0	0,723	0,043	0,211	0,990	0,0430	0,9900	0,947
CB1	0,088	0,025	0,011	0,711	0,0109	0,7114	0,700
CC0	0,072	0,091	0,024	0,990	0,0240	0,9900	0,966
CC1	0,0001	0,682	0,0001	0,409	0,0001	0,6824	0,682
CD	0,018	0,011	0,011	0,391	0,0107	0,3907	0,380

*non-linearitas* sistem persamaan model Tangki, serta sifat acak dari metode metaheuristik. Daerah kelayakan nilai setiap parameter model Tangki

merupakan superposisi dari nilai-nilai yang dihasilkan. Tentu nilai ini hanya berlaku pada studi kasus ini. Rentang nilai parameter model

mengindikasikan tingkat sensitivitas parameter tersebut terhadap indikator kinerja model. Semakin kecil rentang nilai parameter yang diperoleh maka semakin sensitif parameter tersebut, demikian sebaliknya (Chen *et al.*, 2014).

Indikator kinerja model pada tahap kalibrasi dan tahap validasi ditunjukkan Tabel 4. RMSE yang dihasilkan oleh semua model memiliki nilai setara, yaitu berkisar 0,048 – 0,057 m<sup>3</sup>/detik pada tahap kalibrasi dan 0.037 – 0.053 m<sup>3</sup>/detik pada tahap validasi. Hal ini mengindikasikan bahwa secara kualitatif tingkat akurasi keempat model setara. Namun bila ditinjau pada indikator kinerja lain, secara kuantitatif nampak adanya perbedaan walaupun tidak signifikan. Nilai *NSE* yang dihasilkan model Tangki-SCE pada tahap kalibrasi sebesar 0,892 dan tahap validasi sebesar 0,882 juga paling besar dibandingkan 3 (tiga) model lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa hasil analisis dari model Tangki-SCE paling akurat diantara model lainnya.

Perbandingan fluktuasi debit model pada tahap kalibrasi dan validasi ditunjukkan Gambar 7 dan Gambar 8. Pada gambar tersebut tampak *trend* fluktuasi debit model dapat mengikuti debit amatan, baik pada tahap kalibrasi maupun tahap validasi. Perbandingan lengkung distribusi debit ditunjukkan pada Gambar 9 dan Gambar 10. Pada tahap kalibrasi, lengkung debit dari keempat model berimpit, menunjukkan bahwa secara teoritik sistem persamaan yang dikembangkan telah konsisten. Pada tahap kalibrasi debit bernilai kecil dan bernilai besar dapat didekati dengan baik, namun pada aliran sedang pada kisaran 3-11 m<sup>3</sup>/detik terdapat perbedaan yang cukup mencolok. Pada kondisi ini debit luaran model cenderung lebih besar dengan simpangan rerata 1,43 m<sup>3</sup>/detik (3,45%) dan maksimum 2,17 m<sup>3</sup>/detik (5,35%). Pada tahap validasi, debit bernilai besar dari luaran model terdapat sedikit perbedaan, namun pada debit kecil dan sedang cenderung berimpit. Pada kondisi aliran tinggi debit luaran model cenderung lebih besar, namun pada aliran rendah tampak sedikit lebih kecil bila dibandingkan dengan debit *testing*.

Lengkung distribusi debit yang melibatkan gabungan data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada Gambar 11. Pada kondisi aliran tinggi ( $Q > 15,00$  m<sup>3</sup>/detik) debit luaran model cenderung *over estimated* dengan simpangan rerata 1,11 m<sup>3</sup>/detik (8,18%) dan maksimum 4,81 m<sup>3</sup>/detik (26,76%). Pada kondisi aliran sedang ( $10 < Q < 15$  m<sup>3</sup>/detik) kurva aliran dari luaran model cenderung berimpit dengan kurva data amatan, dan pada kondisi aliran rendah ( $Q < 10$  m<sup>3</sup>/detik)

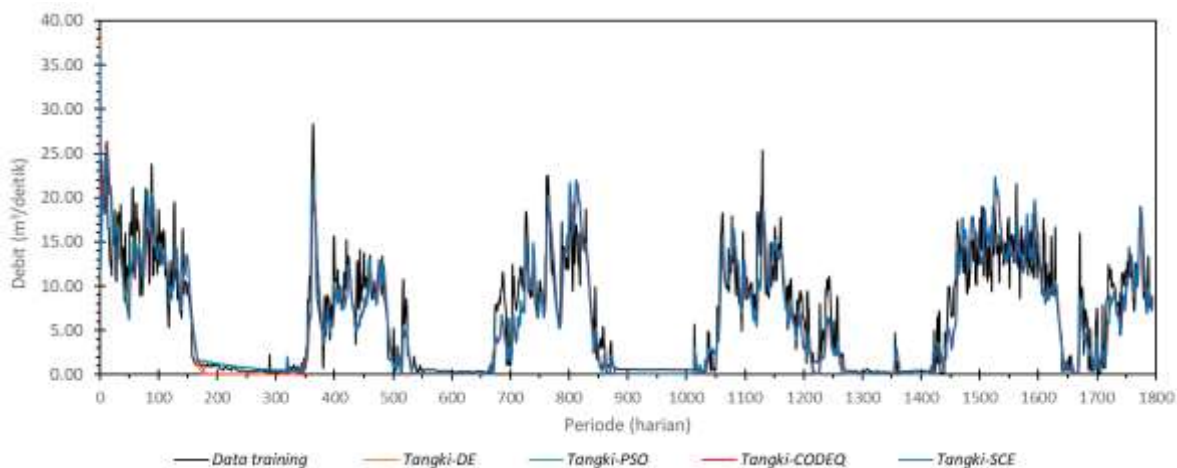
menunjukkan kurva aliran model cenderung *under estimated* dengan simpangan rerata 0,87 m<sup>3</sup>/detik (22,91%) dan maksimum 2,07 m<sup>3</sup>/detik (54,58%). Hasil ini mengindikasikan bahwa model yang dikembangkan hanya mampu merespon aliran sedang namun kurang akurat dalam merespon aliran rendah dan aliran tinggi, walaupun secara kualitatif model cukup baik dalam merespon semua fluktuasi aliran yang terjadi sebagaimana ditunjukkan Gambar 7 dan Gambar 8. Kesalahan yang terjadi disebabkan oleh tidak konsistennya hubungan antara set data iklim dengan debit. Hal tersebut akibat adanya faktor tertentu yang tidak diakomodasi dalam sistem persamaan yang dikembangkan.

Pada tahap kalibrasi, *trend* fluktuasi aliran dapat didekati cukup baik sebagaimana ditunjukkan Gambar 7, namun pada tahap validasi sesuai Gambar 8, menunjukkan perbedaan cukup nyata terutama pada aliran tinggi dan aliran rendah. Nilai RMSE dan NSE tahap validasi lebih bagus dari tahap kalibrasi disebabkan oleh total simpangan kecil dan jumlah titik data yang lebih besar. Kegagalan model dalam mendekati aliran tinggi dan aliran rendah pada tahap validasi diakibatkan oleh *trend* fluktuasi debit data *training* yang berbeda dengan data *testing*, walaupun secara statistik kedua kelompok data tersebut homogen. Tabel 1 menunjukkan data debit minimum *training* lebih kecil dari data *testing*, dan debit maksimum *training* lebih besar dari data *testing*. Nilai parameter yang dihasilkan dari proses kalibrasi bersifat statis yang hanya sesuai untuk set data *training*. Namun bila diterapkan untuk mensimulasi dengan masukan data yang memiliki trend hubungan hujan-aliran berbeda, maka akan menjadikan nilai parameter tersebut kurang relevan. Hal ini menjadi kelemahan tersendiri dari model yang dikembangkan. Penelitian lanjutan dengan mempertimbangkan sifat dinamis parameter model mungkin dapat diakomodasi sebagai alternatif solusi untuk masalah tersebut.

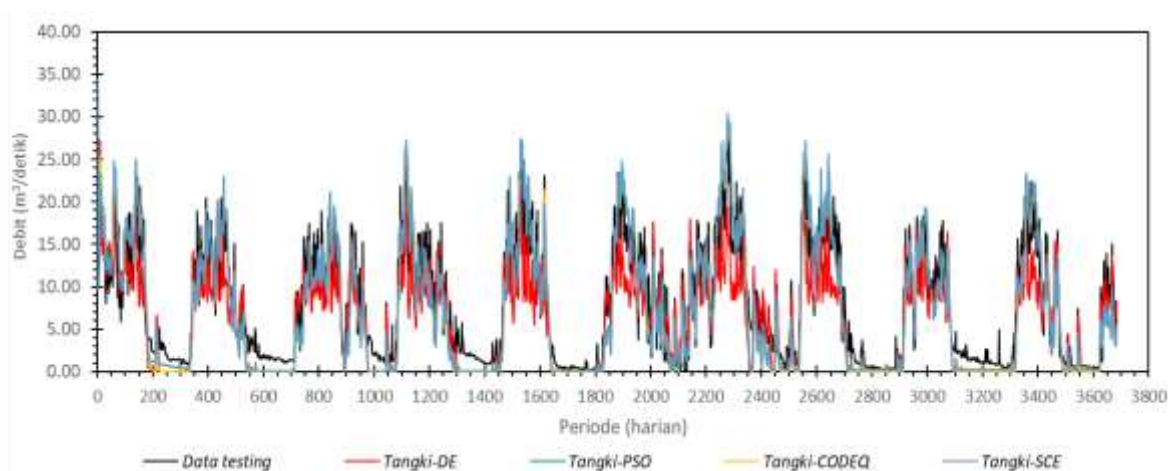
Perlu dicatat bahwa model Tangki adalah model konseptual yang merupakan penyederhanaan dari sistem DAS, dimana nilai optimum parameter-parameter yang diperoleh merupakan hasil penyesuaian dari pasangan data hujan-debit *training* dan luas DAS. Sebagaimana diketahui proses aliran dalam sebuah DAS merupakan fenomena yang sangat kompleks, bahkan seringkali dianggap sebagai sistem "*black-box*". Oleh sebab itu menjadi sulit untuk menyimpulkan bahwa nilai optimum parameter-parameter dari luaran model merupakan representasi dari karakteristik fisik DAS Welang yang sesungguhnya.

**Tabel 4** Indikator kinerja model pada tahap kalibrasi dan validasi yang ditandai dengan kurung

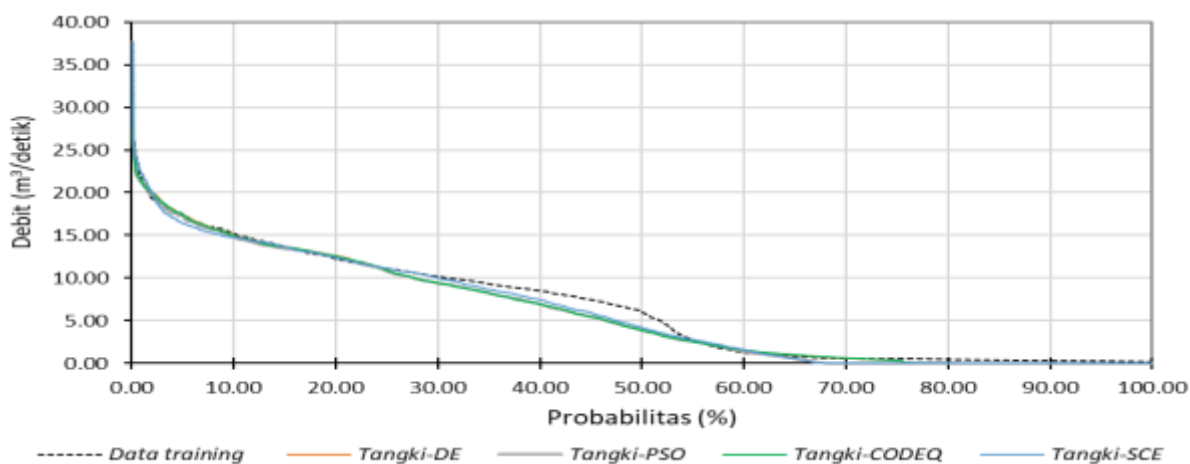
Indikator kinerja model		Tangki-DE	Tangki-PSO	Tangki-CODEQ	Tangki-SCE
Root Mean Square Error	RMSE	0,057 (0,053)	0,057 (0,043)	0,049 (0,041)	0,048 (0,037)
Nash-Sutcliffe Coefficient	NSE	0,845 (0,752)	0,846 (0,835)	0,885 (0,852)	0,892 (0,882)



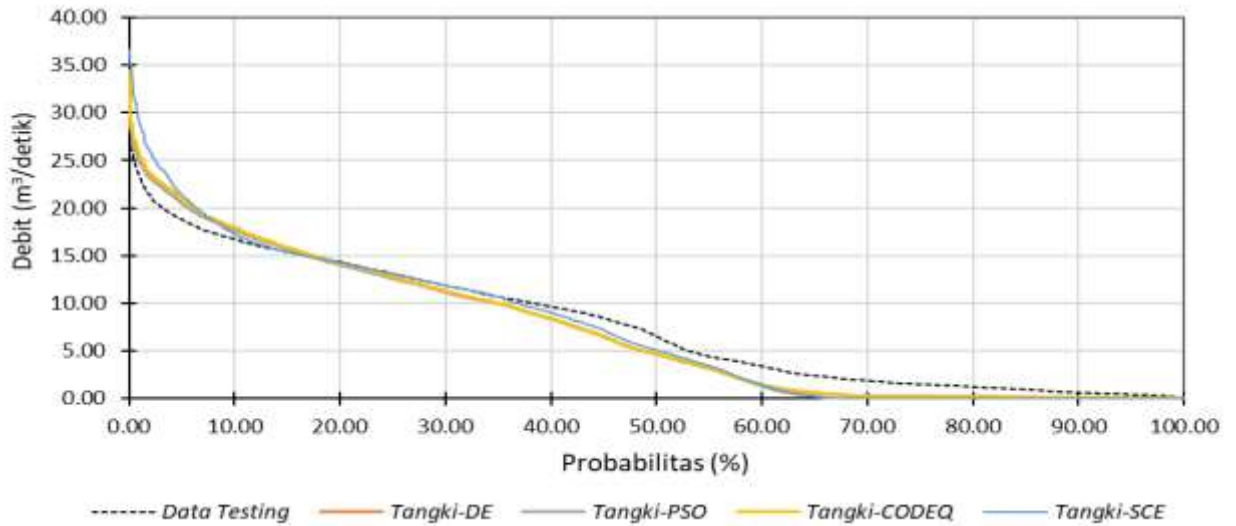
**Gambar 7** Perbandingan fluktuasi debit *training* dan debit luaran model pada tahap kalibrasi



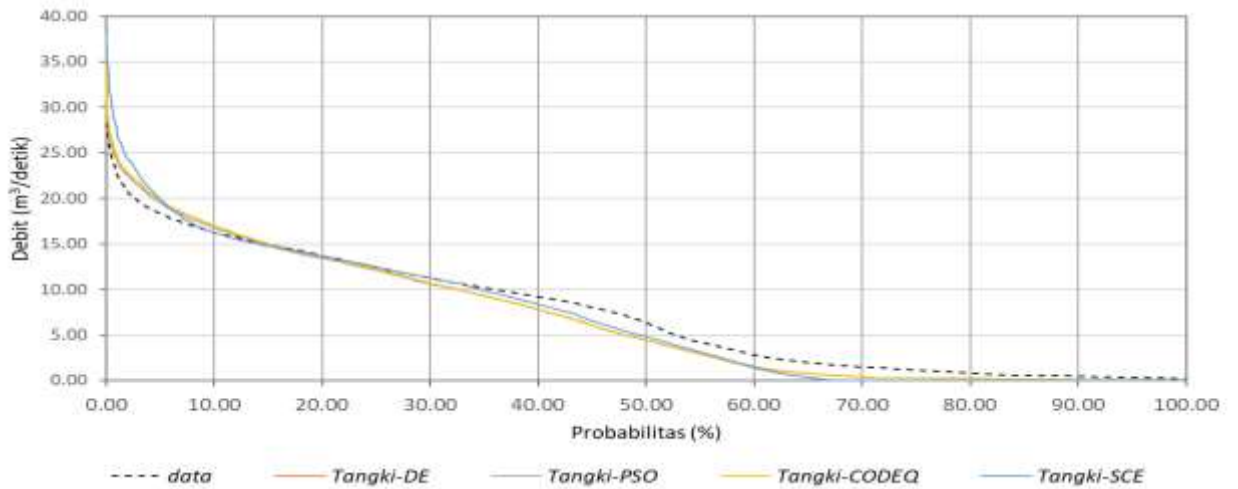
**Gambar 8** Perbandingan fluktuasi debit *testing* dan debit luaran model pada tahap validasi



**Gambar 9** Perbandingan lengkung distribusi debit *training* dan debit luaran model pada tahap kalibrasi



Gambar 10 Perbandingan lengkung distribusi debit testing dan debit luaran model pada tahap validasi



Gambar 11 Perbandingan lengkung distribusi debit gabungan dan debit luaran model

**KESIMPULAN**

Model Tangki-DE, Tangki-PSO, Tangki-CODEQ, dan Tangki-SCE yang dikembangkan dalam penelitian ini terbukti dapat bekerja cukup baik dalam mempresentasikan hubungan seri data hujan menjadi seri data debit periode harian di DAS Welang. Pada tahap kalibrasi, progres pencapaian nilai *fitness* terbaik dapat berjalan efektif. Nilai *fitness* terbaik dari model-model tersebut memiliki nilai setara. Model Tangki-DE menghasilkan nilai *fitness* terbaik 0,049; model Tangki-PSO sebesar 0,056; model Tangki-CODEQ sebesar 0,047; dan model Tangki-SCE sebesar 0,048. Hal ini menunjukkan bahwa keempat model memiliki tingkat akurasi sama baiknya. Pada tahap kalibrasi debit bernilai kecil dan bernilai besar dapat didekati dengan baik, namun pada aliran sedang pada kisaran 3-11 m<sup>3</sup>/detik terdapat perbedaan

yang cukup mencolok. Pada kondisi ini debit luaran model cenderung lebih tinggi dengan simpangan rerata 1,43 m<sup>3</sup>/detik (3,45%). Pada tahap validasi debit bernilai besar dari luaran model terdapat sedikit perbedaan, namun pada debit kecil dan sedang cenderung berimpit. Pada kondisi aliran tinggi, debit luaran model cenderung lebih besar, namun pada aliran rendah tampak sedikit lebih kecil bila dibandingkan dengan debit *testing*.

Kondisi optimum global dari sistem persamaan model Tangki sulit ditemukan, oleh karena banyaknya parameter yang menentukan sifat *non linearitas* persamaan tersebut. Upaya menemukan kondisi optimum global dengan cara menerapkan analisis secara diskrit dengan batas nilai parameter yang sempit dapat dilakukan, namun secara teknis tidak efisien. Penentuan hubungan variabel karakteristik fisik DAS dan

karakteristik hubungan data iklim dan debit terhadap batas kelayakan nilai parameter DAS sangat diperlukan untuk penelitian selanjutnya, sehingga penerapan model Tangki dapat diterapkan lebih praktis.

Keberhasilan penerapan model Tangki dengan kalibrasi otomatis berbasis metaheuristik ditentukan oleh kualitas data yang dilibatkan pada proses kalibrasi, oleh sebab itu pelibatan uji statistik data hidroklimatologi sangat diperlukan. Uji homogenitas dan uji *outlier* data hidroklimatologi menjadi bagian penting untuk menjamin tingkat akurasi hasil analisis yang diperoleh.

Model Tangki merupakan sistem persamaan berdimensi tinggi dan bersifat non-linier. Setiap parameternya memiliki tingkat sensitivitas yang berbeda. Sebagai upaya untuk menemukan solusi optimum global, maka diperlukan analisis sensitivitas terhadap parameter-parameter model Tangki. Cara sederhana dapat dilakukan dengan melakukan percobaan beberapa kali *running program* dengan masukan nilai batas bawah dan batas atas yang bervariasi dari setiap parameternya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Aldi, M. A., Asmaranto, R., & Andawayanti, U. (2024). Analisis Sebaran Nilai Erosi Lahan dan Upaya Konservasi pada Das Welang Kabupaten Pasuruan Jawa Timur. *Jurnal Teknologi Dan Rekayasa Sumber Daya Air*, 4(02), 1592–1606. <https://doi.org/10.21776/ub.jtresda.2024.004.02.157>
- Bagiawan, A., Mulat Yuningsih, S., Windatiningsih, D., Litbang Sumber Daya Air, P., & Ir Juanda No, J. H. (2011). PENGUJIAN DATA HIDROLOGI DALAM RANGKA PENINGKATAN EFEKTIFITAS DAN EFISIENSI PENGELOLAAN SUMBER DAYA AIR. *Jurnal Sumber Daya Air*, 7(1).
- Bao, H. J., Wang, L. L., Li, Z. J., Zhao, L. N., & Zhang, G. P. (2010). Hydrological daily rainfall-runoff simulation with BTOPMC model and comparison with Xin'anjiang model. *Water Science and Engineering*, 3(2), 121–131. <https://doi.org/10.3882/j.issn.1674-2370.2010.02.001>
- Baskoro, A. Y., Suripin, & Suprpto. (2024). ANALISIS EVAPOTRANSPIRASI METODE PENMAN MODIFIKASI DAN THORNTHWAITE TERHADAP PEMODELAN DEBIT FJ. MOCK. *MEDIA ILMIAH TEKNIK SIPIL*, 12(1), 39–50. <https://doi.org/10.33084/mits.v12i1.6134>
- Chen, S. K., Chen, R. S., & Yang, T. Y. (2014). Application d'un modèle à réservoirs pour évaluer la fonction de contrôle des crues d'une rizière en terrasses. *Hydrological Sciences Journal*, 59(5), 1020–1031. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.822642>
- Darikandeh, D., Akbarpour, A., Bilondi, M. P., & Hashemi, S. R. (2014). Automatic Calibration for Estimation of the Parameters of Rainfall-Runoff Model. *Journal of River Engineering*, 2(8).
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015–1031. <https://doi.org/10.1029/91WR02985>
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*, 158(3–4), 265–284. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)90057-4](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)90057-4)
- Duan, Q. Y., Gupta, V. K., & Sorooshian, S. (1993). Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76(3), 501–521. <https://doi.org/10.1007/BF00939380>
- Faradiba, N., Purwadia, & Maroetoea. (2023). Pendugaan Erosi di Wilayah Tengah DAS Welang Kabupaten Pasuruan. *J. Solum*, 1, 11–19. <https://doi.org/10.25077/jsolum.20.1.11-19.2023>
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1999). STATUS OF AUTOMATIC CALIBRATION FOR HYDROLOGIC MODELS: COMPARISON WITH MULTILEVEL EXPERT CALIBRATION. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(2), 135–143. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(1999\)4:2\(135\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(1999)4:2(135))
- Hsu, P.-Y., & Yeh, Y.-L. (2015). Study on Flood Par-Tank Model Parameters with Particle Swarm Optimization. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing c*, 6(5).
- Kim, J. H., Paik, K. R., Lee, D. R., Kim, H. S., & Assistant, G. P. (2001). COMPARISON OF OPTIMIZATION ALGORITHMS IN PARAMETER CALIBRATION OF TANK MODEL. *Proceedings of the 29th IAHR World Congress*.
- Kumar, D., Ch, S., Mathur, S., & Adamowski, J. (2015). Multi-objective optimization of in-situ bioremediation of groundwater using a hybrid metaheuristic technique based on differential evolution, genetic algorithms and simulated annealing. *Journal of Water and Land Development*, 27(1), 29–40. <https://doi.org/10.1515/jwld-2015-0022>
- Kuok, K. K., Harun, S., & Po Chan, C. (2011). Comparison of particle swarm optimization and

- shuffle complex evolution for auto-calibration of hourly tank model's parameters. *Article in International Journal of Advances in Soft Computing and Its Applications*. <https://www.researchgate.net/publication/286566065>
- Lee, Y. H., & Singh, V. P. (1999). TANK MODEL USING KALMAN FILTER. *JOURNAL OF HYDROLOGIC ENGINEERING*, 4, 3334–3349.
- Madsen, H. (2000). Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. *Journal of Hydrology*, 235, 276–288. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00279-1](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00279-1)
- Ngoc, T. A., Hiramatsu, K., Harada, M., Sa, T., Thanh, B., & Chi Minh, H. (2013). Introduction Optimizing Parameters for Two Conceptual Hydrological Models Using a Genetic Algorithm: A Case Study in the Dau Tieng River Watershed, Vietnam. *JARQ*, 47(1), 85–96. <https://doi.org/10.6090/jarq.47.85>
- Omran, M. G. H., & Al-Adwani, F. (2010). Using CODEQ to Train Feed-forward Neural Networks. *ArXiv*. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1002.0745>
- Omran, M. G. H., & Salman, A. (2009). Constrained optimization using CODEQ. *Chaos, Solitons and Fractals*, 42(2), 662–668. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2009.01.039>
- Piotrowski, A. P., Napiorkowski, M. J., Napiorkowski, J. J., Osuch, M., & Kundzewicz, Z. W. (2017). Are modern metaheuristics successful in calibrating simple conceptual rainfall–runoff models? *Hydrological Sciences Journal*, 62(4), 606–625. <https://doi.org/10.1080/02626667.2016.1234712>
- Santos, C. A. G., Freire, P. K. D. M. M., Mishra, S. K., & Júnior, A. S. (2011). *Application of a particle swarm optimization to the tank model*. <https://www.researchgate.net/publication/272621102>
- Setiawan, B. I., Fukuda, T., & Nakano, Y. (2003). *Developing Procedures for Optimization of Tank Model's Parameters*. <https://www.researchgate.net/publication/236611831>
- Sulianto. (2020). Effectiveness of Several Metaheuristic Methods to Analyze Hydraulic Parameters in a Drinking Water Distribution Network. *World Journal of Engineering and Technology*, 08(03), 456–484. <https://doi.org/10.4236/wjet.2020.83034>
- Sulianto, Bisri, M., Limantara, L. M., & Sisinggih, D. (2020). The modified disprin model for transforming daily rainfall-runoff data series on a small watershed in archipelagic region. *Environmental Research, Engineering and Management*, 76(2), 6–21. <https://doi.org/10.5755/J01.EREM.76.2.20299>
- Sulianto, Bisri, M., Limantara, L. M., & Sisinggih, Di. (2018). Automatic calibration and sensitivity analysis of DISPRIN model parameters: A case study on Lesti watershed in East Java, Indonesia. *Journal of Water and Land Development*, 37(1), 141–152. <https://doi.org/10.2478/jwld-2018-0033>
- Sulianto, Setyono, E., & Orfa, L. E. (2022). The Effect of Training Data Series Length on the Performance of the Tank Model for Transforming Rainfall into Runoff Data Series. *Environmental Research, Engineering and Management*, 78(3), 39–55. <https://doi.org/10.5755/j01.erem.78.3.31482>
- Talbi, E. (2009). *Metaheuristics*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470496916>
- Tolson, B. A., & Shoemaker, C. A. (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. *Water Resources Research*, 43(1). <https://doi.org/10.1029/2005WR004723>
- Wang, W.-C., Cheng, C.-T., Chau, K.-W., & Xu, D.-M. (2012). Calibration of Xinanjiang model parameters using hybrid genetic algorithm based fuzzy optimal model. *Journal of Hydroinformatics*, 14(3), 784–799. <https://doi.org/10.2166/hydro.2011.027>
- Yanti, N. R., & Rusnam, R. (2020). TRANSFORMASI DATA HUJAN – DEBIT MENGGUNAKAN MODEL GR2M PADA DAS AIR DINGIN. *Jurnal Teknologi Pertanian Andalas*, 24(2), 202. <https://doi.org/10.25077/jtpa.24.2.202-209.2020>
- Zhang, X., Srinivasan, R., Zhao, K., & Van Liew, M. (2009). Evaluation of global optimization algorithms for parameter calibration of a computationally intensive hydrologic model. *Hydrological Processes*, 23(3), 430–441. <https://doi.org/10.1002/hyp.7152>