

PERAMALAN RUNUT WAKTU CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE “SVR – ANT CO”

Voni Tri Astutik¹, Arief Andy Soebroto², Hartanto³,

¹Mahasiswa, ^{2,3}Dosen Pembimbing

Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya Malang 65145, Indonesia

Email: vonitria@gmail.com¹, ariefas@ub.ac.id², hartanto1973@gmail.com³,

ABSTRAK

Curah hujan merupakan salah satu faktor penentu perubahan iklim yang terjadi di suatu wilayah. Curah hujan memiliki pola yang tidak dapat dipastikan, sedangkan curah hujan merupakan salah satu unsur iklim yang berpengaruh di berbagai sektor kehidupan seperti manajemen sumber daya air. Untuk dapat mendukung penentuan cuaca dan iklim disuatu wilayah pada waktu tertentu maka diperlukan peramalan curah hujan untuk menentukan curah hujan yang akan terjadi diwaktu mendatang. Banyak metode peramalan yang telah digunakan untuk meramalkan data runut waktu seperti *Support Vector Regression* (SVR) yang terbukti pada beberapa kasus dapat memberikan hasil peramalan yang baik. Metode *Support Vector Regression* (SVR) merupakan *machine learning* pengembangan dari metode *Support Vector Machine* (SVM) yang dapat melakukan peramalan bersifat non linier. Untuk meningkatkan akurasi regresi metode SVR diperlukan pemilihan parameter SVR yang tepat. Parameter tersebut adalah cLR, kompleksitas (C), epsilon (ϵ), lambda (λ), degree (d), gamma kernel (γ_k). Metode optimasi seperti *Ant Colony Optimization* (ANT CO) dapat melakukan optimasi pemilihan parameter metode. Dengan digunakannya ANT CO maka menghasilkan *error rate* yang lebih rendah dan meningkatnya nilai akurasi metode SVR. Hasil dari pengujian yang dilakukan menggunakan data dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) yang berupa data curah hujan pada tahun 2001 hingga 2015 wilayah Poncokusumo. Berdasarkan evaluasi kinerja peramalan runut waktu curah hujan diwilayah Poncokusumo menggunakan metode SVR-ANT CO mengacu pada nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). Metode SVR yang dioptimasi menggunakan ANT CO dapat menghasilkan nilai RMSE sebesar 36.0594.

Kata kunci: Data Runut Waktu, Curah Hujan, SVR, ANT CO, RMSE.

ABSTRACT

Rainfall is one of the determining factors of climate change in a region. Rainfall has a pattern that can not be ascertained, in other hand rainfall is one of the climate factor that affect various sectors in social life such as the management of water resource. To be able make determination of the weather and climate in certain region and time, forecasting of the rainfall is needed. Many forecasting methods that have been used to predict the time series data such as Support Vector Regression (SVR) which is proven in some cases can provide better forecasting results. Support Vector Regression (SVR) is the development methods of machine learning Support Vector Machine (SVM) which can perform non linear forecasting. To improve the accuracy of regression methods required good parameter selection. The parameter that need the optimization are cLR, Complexity (C), epsilon (ϵ), lambda (λ), degree (d), gamma kernel (γ_k). Optimization methods such as Ant Colony Optimization (ANT CO) can optimize the choice of method parameters. The ANT CO can make significantly lower error rate and increased accuracy values SVR methods. Results of testing conducted using data from the Meteorology, Climatology and Geophysics (BMKG) in the form of rainfall data from 2001 to 2015 in Poncokusumo region. Based on the performance evaluation of time-series forecasting of rainfall in the region Poncokusumo using SVR-ANT CO refers to the value Root Mean Square Error (RMSE). The value of RMSE using SVR optimized by ANT CO is 36.0594.

Keyword: Time Series Data, Rainfall, SVR, ANT CO, RMSE

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Curah hujan merupakan salah satu kunci dari variabel hidrologi yang menghubungkan antara atmosfer dan proses yang terjadi pada permukaan tanah. Hasil dari aktivitas kompleks yang terjadi karena adanya fenomena pada atmosfer secara global menentukan curah hujan. Secara klimatologi wilayah Indonesia terdapat 407 pola iklim yang mempengaruhi curah hujan di Indonesia. Menurut Aldrian & Djamil (2008), Indonesia merupakan negara maritim yang memiliki curah hujan yang

tinggi dengan rata-rata curah hujan 2700mm per tahun. Pulau Jawa sendiri pada tahun 1991-2005 memiliki rata-rata curah hujan yang mencapai 2300mm. Curah hujan memiliki pola yang tidak dapat dipastikan, sedangkan curah hujan merupakan salah satu unsur iklim yang berpengaruh di berbagai sektor kehidupan seperti manajemen sumber daya air. Untuk dapat menentukan pengelolaan sumber daya air yang tepat maka dibutuhkan suatu teknologi peramalan runut waktu curah hujan yang akurat dan terperinci (Chang, et al., 2013)(BMKG, 2015)(Pawitan & Haryani, 2011).

Peramalan runtu waktu dapat dirancang dengan menggunakan dua pendekatan yaitu pendekatan statistik dan pendekatan *artificial intelligence* (AI). Peramalan dengan pendekatan statistik menggunakan metode *single variable* yaitu meramalkan dengan data variabel tunggal. Pada peramalan yang memiliki variabel banyak dalam pendekatan statistik dapat menggunakan metode regresi. Peramalan dengan pendekatan statistik yang menggunakan metode *time series* umumnya merupakan model linier. Metode regresi merupakan metode yang memanfaatkan relasi dan variasi dari variabel, namun karena adanya ketergantungan suatu variabel dengan variabel lain mengakibatkan eksekusi metode yang menghabiskan waktu (Abraham & Ledolter, 2005) (Yaseen, et al., 2015).

Pada peramalan kasus nonlinier dapat menggunakan pendekatan AI karena AI telah menunjukkan kemampuan dalam memprediksi dan memodelkan fenomena dalam peramalan. Ada beberapa metode yang digunakan dalam AI untuk peramalan. Salah satu metode yang digunakan sistem cerdas dalam peramalan adalah *support vector regression* (SVR). SVR merupakan bagian atau cabang dari SVM yang diterapkan dalam menyelesaikan kasus regresi dan permasalahan runtu waktu. Penentuan parameter SVR sangat menentukan akurasi dari SVR. Untuk meningkatkan akurasi SVR dibutuhkan suatu metode optimasi. Metode optimasi yang digunakan pada SVR diantaranya adalah *Genetic Algorithm* (GA), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Ant Colony Optimization* (ANT CO), *Bee Colony*, *Firefly* dan metode optimasi lainnya. Dalam optimasi SVR, beberapa algoritma evolusi seperti algoritma genetika dan *Simulated Annealing* telah digunakan untuk menentukan seleksi parameter, namun algoritma tersebut masih terjebak di lokal optimum maka dari itu digunakannya ANT CO. ANT CO memiliki keunggulan pada metode pembelajaran dan pencarian sehingga dapat memberikan hasil yang baik pada permasalahan optimasi (Yaseen, et al., 2015) (Hong, et al., 2011).

Penelitian peramalan sebelumnya yang dilakukan oleh He, dkk (2015) untuk meramalkan curah hujan yang menerapkan kecerdasan dengan menggunakan metode gabungan *Hybrid Wavelet Neural Network Mode* (HWNN) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Penelitian ini dilakukan di Australia yang memiliki anomali cuaca yang terjadi setiap bulannya pada 255 stasiun pengukur hujan yang ada di Australia. Metode HWNN yang digunakan dalam penelitian menunjukkan pengurangan prediksi yang salah dengan persentase curah hujan yang diabaikan sebesar 29.3% dan peramalan dengan taksiran yang terlalu tinggi sebesar 147% (He, et al., 2015)

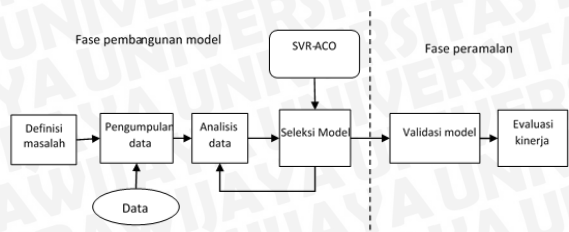
Penelitian peramalan berikutnya dilakukan oleh Hong, dkk(2011) dengan menggunakan metode

Support Vector Regression (SVR) dengan *ContinuousAnt Colony Optimization* (CACO) untuk memperkirakan arus lalu lintas antar kota yang dilakukan di Kota Taiwan. Pada penelitian Wei-Chiang Hong dkk menggunakan *normalized mean square error* (NRMSE) sebagai acuan dalam menentukan indeks kesalahan peramalan. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa peramalan menggunakan SVRCACO lebih baik dengan menghasilkan NRMSE sebesar 0.2632 daripada penelitian sebelumnya dengan metode SARIMA yang menghasilkan nilai NRMSE sebesar 0.303. Dari penelitian, dengan menggunakan metode SVRCACO memberikan nilai *error* yang lebih kecil daripada menggunakan metode SARIMA

Berdasarkan pemaparan mengenai peramalan curah hujan dan uraian singkat tentang metode SVR-ANT CO, maka dirancang sebuah sistem peramalan yang menggabungkan keberhasilan objek penelitian dan keberhasilan metode yaitu Peramalan Runtu Waktu Curah Hujan Menggunakan Metode "SVR - ANT CO". Penggunaan metode *hybrid* diharapkan dapat memberikan nilai dengan akurasi yang tinggi dan dapat diinterpretasikan di dalam peramalan. Model SVR dipilih karena telah terbukti berhasil untuk menyelesaikan masalah regresi nonlinier dan permasalahan runtu waktu. Digunakan optimasi dengan menggunakan ANT CO diharapkan dapat mengatasi kelemahan metode SVR sehingga menghasilkan nilai akurasi yang lebih optimal (Hung & Hong, 2009).

METODOLOGI

Metodologi penelitian dapat ditunjukkan secara keseluruhan melalui arsitektur sistem peramalan. arsitektur sistem peramalan. Proses peramalan memiliki 7 tahapan yaitu definisi masalah, pengumpulan data peramalan, analisis data, seleksi model, validasi model, penerapan model dan evaluasi model (Montgomery, et al., 2008). Pada tugas akhir ini proses peramalan yang dilakukan adalah proses definisi masalah sampai proses validasi model. Arsitektur sistem peramalan pada tugas akhir ini dibagi menjadi dua fase yaitu fase pembangunan model dan fase peramalan. Fase pembangunan model berisi definisi masalah kemudian pengumpulan data yang dilanjutkan dengan analisis data yang dipilih kemudian melakukan seleksi model untuk peramalan. Sistem peramalan menggunakan Metode SVR kemudian dioptimasi dengan menggunakan ANT CO. Setelah fase pembangunan model dilakukan fase peramalan dengan melakukan validasi model dengan menggunakan metode SVR- ANT CO kemudian melakukan evaluasi kineja untuk melihat bagaimana hasil peramalan menggunakan data dan model yang dipilih. Arsitektur dari peramalan curah hujan menggunakan metode SVR-ANT CO ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Arsitektur peramalan

Definisi masalah

Tujuan dari definisi masalah adalah untuk membantu dalam penentuan metode peramalan yang digunakan dan bagaimana analisis data yang akan mempengaruhi hasil dari peramalan. Pada penelitian ini masalah peramalan yang dibahas adalah peramalan runut waktu curah hujan. Secara klimatologi wilayah Indonesia terdapat 407 pola iklim yang terjadi mempengaruhi curah hujan di Indonesia. Menurut Aldrian & Djamil (2008), Indonesia merupakan negara maritim yang memiliki curah hujan yang tinggi dengan rata-rata curah hujan 2700mm per tahun. Curah hujan memiliki pola yang tidak dapat dipastikan, sedangkan curah hujan merupakan faktor penentu pengelolaan sumber daya air. Jika pengelolaan sumber daya air dilakukan dengan baik akan berdampak dengan ketersediaan sumber daya air di masyarakat terutama pada sektor pertanian. Namun jika sumber daya air tidak dapat dikelola dengan baik maka dapat menimbulkan bencana seperti bencana banjir atau kekeringan. Untuk dapat menentukan pengelolaan sumber daya air yang tepat maka dibutuhkan suatu teknologi peramalan runut waktu curah hujan yang akurat dan terperinci

Pengumpulan data

Pengumpulan data dilakukan untuk mengetahui data yang diperoleh dan melakukan perencanaan data untuk menentukan data yang digunakan dalam penelitian. Pengumpulan data diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) di daerah Karangploso, Malang. Data pada penelitian ini menggunakan data runut waktu curah hujan harian. Wilayah yang digunakan dalam penelitian ini adalah Wilayah Poncokusumo dan Tangkilsari rentang waktu 2000-2015. Data yang digunakan dalam penelitian menggunakan data dasarian. Data dasarian adalah kumpulan data selama 10 hari

Analisis data

Berdasarkan analisis data runut waktu curah hujan terhadap wilayah Poncokusumo dan Tangkilsari Malang yang telah dilakukan sebelumnya, selanjutnya akan dipilih data dari satu wilayah yang akan digunakan sebagai data peramalan runut waktu curah hujan yang akan dilakukan. Penjelasan pemilihan data berdasarkan analisis data sebelumnya sebagai berikut.

1. Pada data curah hujan Dasarian tahun 2000-2015 Wilayah Tangkilsari memiliki jumlah data 0 sebanyak 225 data lebih banyak dibandingkan Wilayah Poncokusumo yang memiliki jumlah data 0 sebanyak 196 data. Dimana semakin sedikit jumlah data 0 yang terdapat pada suatu wilayah maka data tersebut baik digunakan untuk peramalan curah hujan yang akan dilakukan.
2. Data dasarian di Wilayah Tangkilsari yang dianalisis untuk menentukan data dasarian yang sesuai untuk peramalan runut waktu curah hujan adalah data bulan Februari dasarian ke-1 tahun 2000-2012, digunakan 10 data untuk data latih dan 3 data untuk data uji, 3 data tersebut yaitu 172, 82, 31. Dari 10 data latih didapatkan rata-rata yaitu 106.6 dan data yang ada tersebut didapatkan nilai total rata rata sebesar 83. Dari jumlah rata rata data latih yang diperoleh jika dibandingkan dengan data uji yang ada, nilai rata-rata data latih lebih rendah dari nilai data uji dan data uji memiliki jarak nilai data yang jauh terhadap rata-rata data latih sehingga data kurang sesuai untuk peramalan curah hujan.
3. Untuk data dasarian di Wilayah Poncokusumo yang dianalisis untuk menentukan data dasarian yang sesuai untuk peramalan runut waktu curah hujan adalah data bulan Januari dasarian ke-2 tahun 2000-2012, digunakan 10 data untuk data latih dan 3 data untuk data uji, 3 data tersebut yaitu 80, 51, 112. Dari 10 data latih didapatkan rata-rata yaitu 106.6 dan data yang ada tersebut didapatkan nilai total rata rata sebesar 100.69. Dari jumlah rata rata data latih yang diperoleh jika dibandingkan dengan data uji yang ada, nilai rata-rata data latih lebih tinggi dari nilai data uji dan data uji memiliki jarak nilai data yang tidak terlalu jauh terhadap rata-rata data latih sehingga data sesuai untuk digunakan untuk peramalan runut waktu curah hujan

Seleksi model

Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk melakukan peramalan adalah SVR yang dioptimasi menggunakan ANT CO. Pemilihan metode SVR dikarenakan SVR telah terbukti berhasil untuk menyelesaikan masalah regresi non-linier dan permasalahan runut waktu. Penentuan parameter SVR sangat menentukan akurasi dari SVR. Beberapa algoritma evolusi seperti algoritma genetika dan *Simulated Annealing* telah digunakan untuk menentukan seleksi parameter, namun algoritma tersebut masih terjebak di lokal optimum maka dari itu digunakannya algoritma ANT CO untuk menentukan parameter yang sesuai dan memberikan peningkatan akurasi dari peramalann (Hong, et al., 2007).

Validasi model

Validasi model pada penelitian ini merupakan tahap evaluasi terhadap penentuan model peramalan yang layak untuk diaplikasikan

HASIL & PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan sistem peramalan runut waktu curah hujan menggunakan metode SVR-ANT CO ditunjukkan dengan menjabarkan manualisasi metode SVR dan ANT CO. Berikut ini perhitungan manualmetode SVR-ANT CO dalam peramalan data runut waktu curah hujan

Pencarian node semut

1. Menentukan node semut pertama (r)
 Penentuan posisi node semut pertama (r) dilakukan dengan membangkitkan nilai secara acak dengan nilai antara 0 sampai 9. Misalkan nilai $r = 0$

2. Menentukan *next node* (u)
 menggunakan nilai probabilitas perpindahan semut dari *node* pertama (r) dengan persamaan (1)

$$P(r, u) = \begin{cases} \arg \max_{u \in J(r)} \{ [\tau(r, u)]^\alpha \cdot [\tau(r, u)]^\beta \}, & \text{jika } q \leq q_0 \\ S \end{cases} \quad (1)$$

Dimana S merupakan variabel acak yang ditentukan dengan persamaan (2)

$$P(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, u)]^\alpha \cdot [\tau(r, u)]^\beta}{\sum_{u \in J(r)} [\tau(r, u)]^\alpha \cdot [\tau(r, u)]^\beta}, & \text{if } s \in J(r) \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2)$$

Keterangan:

$\tau(r, u)$ = level *pheromone* antara node r dan u

$J(r)$ = kumpulan node pada matrik

s = nilai acak antara 0 sampai 9

3. Memperbarui *pheromone* lokal
 Update nilai *pheromone* lokal $\tau(r, u)$ dengan menggunakan Persamaan (3)

$$\tau(r, u) = (1 - \rho)(\tau(r, u)) + \rho \tau_0 \quad (3)$$

4. Merubah nilai u menjadi r
 Langkah 1 sampai 4 dilakukan sampai jumlah maksimal node yang di inialisasi.

5. Konversi parameter SVR
 Pada konversi nilai parameter, setiap parameter SVR mendapatkan 4 node kemudian setiap node yang bernilai diskrit dirubah ke dalam nilai kontinyu.

Pelatihan menggunakan SVR

Pada proses pelatihan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk menangani kasus klasifikasi dan regresi digunakan *Quadratic Programming* (QP). *Quadratic Programming* (QP) digunakan untuk mendapatkan *hyperplane* yang optimum (Bertsimas & Shioda, 2007). Namun *Quadratic Programming* memiliki kelemahan yaitu proses perhitungan yang kompleks sehingga

memakan waktu yang banyak dan memungkinkan terjadinya ketidakstabilan secara numerik. Oleh karena itu, Vijayakumar dan Wu (1999) memberikan alternatif untuk menyelesaikan permasalahan *Quadratic Programming* yaitu dengan menggunakan Algoritma sekuensial pada pelatihan metode SVM dalam menangani kasus klasifikasi dan regresi (Vijayakumar & Wu, 1999). Langkah-langkah penggunaan metode sekuensial adalah sebagai berikut

1. Inialisasi data

Parameter SVR diperoleh dari hasil metode ANT CO setelah melakukan inialisasi parameter langkah kedua yaitu melakukan inialisasi awal pada nilai α dan α^* dengan memberikan nilai 0 sebanyak jumlah data latih

2. Menghitung Matrik Hessian

Perhitungan matriks Hessian R_{ij} data latih menggunakan Persamaan (4) tanpa melibatkan data aktual.

$$R_{ij} = (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \text{ untuk } i, j = 1, \dots, l \quad (4)$$

Keterangan:

R_{ij} = Matriks Hessian

λ^2 = Variabel Skalar

l = Banyaknya data

$K(x_i, x_j)$ = Kernel

Dimana fungsi kernel yang digunakan adalah kernel anova yang ditunjukkan pada Persamaan (5)

$$K(x_i, x_j) = \left(\sum_{r=1}^d e^{-\gamma(x_i - x_j)^2} \right)^d \quad (5)$$

Kemudian menghitung nilai matrik hessian, berikut perhitungan matrik hessian

3. Menghitung *langrange multiplier*

Pada proses menghitung *langrange multiplier* langkah pertama yang dilakukan adalah menghitung nilai *error* menggunakan Persamaan (6), berikut contoh perhitungan nilai *error* dengan menggunakan data ke-1 yang disajikan dalam Tabel 8

$$E_i = y_i - \sum_{j=1}^l (\alpha_j^* - \alpha_j) R_{ij} \quad (6)$$

Keterangan:

E_i = Nilai *error* ke- i

y_i = data aktual

Setelah mendapatkan nilai *error*, maka pada iterasi yang sama dilakukan perhitungan nilai $\delta \alpha^*$ dan $\delta \alpha$ dengan menggunakan Persamaan (7) dan Persamaan (8).

$$\delta \alpha_i^* = \min \{ \max [\gamma(E_i - \varepsilon), -\alpha_i^*], C - \alpha_i^* \} \quad (7)$$

$$\delta \alpha_i = \min \{ \max [\gamma(-E_i - \varepsilon), -\alpha_i], C - \alpha_i \} \quad (8)$$

Keterangan:

ε = Nilai Epsilon

C = Nilai kompleksitas

γ = Nilai *Learning Rate* (LR) dari

Konstanta *learning rate* (CLR)
 Maks (diagonal Matriks Hessian)

Selanjutnya memperbarui nilai α^* dan α menggunakan Persamaan (9) dan Persamaan (10),

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i \quad (9)$$

$$\alpha_i^* = \alpha_i^* + \delta\alpha_i^* \quad (10)$$

4. Menghitung regresi data latih

Pembentukan Regresi $f(x)$ data latih dilakukan dengan menggunakan nilai α_i dan α_i^* yang diperoleh dari proses *sequential learning* pada iterasi terakhir. Fungsi regresi yang dijabarkan pada Persamaan (11)

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(K(x_i, x) + \lambda^2) \quad (11)$$

Keterangan:

- $f(x)$ = fungsi regresi
- α_i, α_i' = Lagrange multiplier
- $K(x_i, x)$ = kernel

5. Menghitung evaluasi kinerja data latih

Menentukan evaluasi kinerja SVR pada data latih dilakukan untuk mengetahui hasil evaluasi peramalan menggunakan data latih. Langkah pertama menghitung denormalisasi data Menghitung nilai *Mean Square Error* (MSE) data latih. Untuk mempermudah dalam menentukan nilai RMSE, maka terlebih dahulu ditentukan nilai MSE dengan menggunakan Persamaan (12).

$$MSE = \frac{\sum_{k=0}^n (A_k - F_k)^2}{n} \quad (12)$$

Keterangan:

- A_k = permintaan aktual
- F_k = permintaan hasil peramalan
- n = jumlah data

kemudian menghitung nilai RMSE dengan menggunakan Persamaan (13)

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (13)$$

Update pheromone global

Proses memperbarui *pheromone global* dilakukan saat semua semut telah melakukan evaluasi kinerja terhadap nilai parameter yang telah dihasilkan. Semut yang melakukan proses *update pheromone global* adalah semut yang memiliki nilai evaluasi terendah pada proses pelatihan SVR. Hasil dari *pheromone* yang telah diupdate digunakan sebagai *pheromone* pada iterasi berikutnya. Menghitung *update pheromone global* dengan menggunakan Persamaan (14)

$$(r, s) = (1 - \delta)(\tau(r, s)) + \delta \cdot \Delta\tau(r, s) \quad (14)$$

$\Delta\tau(r, s)$ digunakan untuk meningkatkan *pheromone* pada jalur yang menggunakan Persamaan (2.25)

$$\Delta\tau(r, s) = \begin{cases} 1/L, & \text{jika } (r, s) \in \text{global best route} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (15)$$

Dimana L adalah panjang dari rute terpendek

Pengujian menggunakan SVR

1. Menghitung Matrik Hessian

Perhitungan matriks Hessian Rij data latih menggunakan Persamaan (4) tanpa melibatkan data aktual. Selanjutnya menghitung nilai *matriks hessian* (model regresi) pada data uji dengan menggunakan hasil perhitungan kernel *anova* RBF menggunakan Persamaan (5).

2. Menghitung regresi data uji

Pembentukan Regresi $f(x)$ data uji dilakukan dengan menggunakan nilai α_i dan α_i^* yang diperoleh dari proses *sequential learning* pelatihan pada iterasi terakhir. Fungsi regresi yang dijabarkan pada Persamaan (11).

3. Menghitung evaluasi kinerja data uji

Menentukan evaluasi kinerja SVR pada data uji dilakukan untuk mengetahui hasil evaluasi peramalan menggunakan data latih Langkah pertama menghitung denormalisasi data Menghitung nilai *Mean Square Error* (MSE) data uji. Untuk mempermudah dalam menentukan nilai RMSE, maka terlebih dahulu ditentukan nilai MSE dengan menggunakan Persamaan (12). kemudian menghitung nilai RMSE dengan menggunakan Persamaan (13).

PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dilakukan dengan melihat nilai rerata RMSE dari hasil perbandingan pengujian SVR dengan pengujian SVR-ANT CO. Uji coba yang dilakukan kemudian diambil nilai RMSE. Berikut merupakan hasil pengujian untuk 10 kali percobaan pada pengujian SVR dan Pengujian SVR-ANT CO. Hasil ditunjukkan pada Tabel 17.

Tabel 1 Perbandingan Hasil dan Analisis Uji Coba SVR dan SVR-ANT CO

Percobaan ke-	RMSE SVR	RMSE SVR-ANT CO
1	77.7890	46.5517
2	77.6031	50.4654
3	77.4854	36.0594
4	77.1265	50.3254
5	76.4928	54.5206
6	77.7948	53.6125
7	77.7698	57.2681
8	77.7859	46.3915
9	77.7953	51.7327
10	77.5130	47.0575
Rata-rata	77.5156	49.3985

Dari Tabel 17 dapat diketahui hasil RMSE terbaik terdapat pada pengujian SVR-ANT CO dengan menggunakan hasil parameter baru.



KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai implementasi *Ant Colony Optimization* (ANT CO) untuk optimasi peramalan data runtu waktu curah hujan menggunakan Support Vector Regression (SVR) dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu sebagai berikut:

1. Pada peramalan runtu waktu curah hujan diperlukan strategi peramalan untuk dapat melakukan peramalan terstruktur dengan baik. Strategi peramalan meliputi definisi masalah, pengumpulan data, analisis data, pemilihan metode ramalan (SVR-ANT CO), pemodelan ramalan, validasi model ramalan, penerapan model ramalan, dan pengamatan hasil ramalan. Dalam melakukan peramalan runtu waktu curah hujan secara kuantitatif dapat menerapkan strategi peramalan kedalam sebuah sistem berupa perangkat lunak untuk mempermudah dan mempercepat waktu dalam hal komputasi
2. Algoritma *Ant Colony Optimization* (ANT CO) dapat diimplementasikan untuk optimasi peramalan data runtu waktu curah hujan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dengan menemukan koefisien-koefisien terbaik untuk setiap parameter SVR yang dioptimasi. Dalam penelitian ini terdapat enam parameter metode SVR yang dioptimasi menggunakan ACO diantaranya yaitu nilai cLR , nilai kompleksitas (C), nilai ϵ , nilai λ , nilai $degree$ (d), dan nilai $gamma$ kernel (γ_k). Adapun batas rentang nilai yang dibangkitkan ANT CO untuk setiap parameter tersebut berbeda-beda, batas rentang untuk nilai cLR yaitu antara 0.001 sampai 0.1, batas nilai parameter C antara 10 sampai 100, batas nilai parameter ϵ antara 0.000001 sampai 0.00000999, batas nilai parameter λ antara 0.001 sampai 0.1, batas nilai parameter $degree$ antara 1 sampai 2, batas nilai parameter γ_k antara 100 sampai 500. Variasi variabel lag yang digunakan adalah 5 dengan jumlah data latih sebanyak 8 data.
3. Evaluasi kinerja peramalan runtu waktu curah hujan menggunakan metode SVR-ANT CO mengacu pada nilai RMSE. Nilai evaluasi kinerja peramalan diperoleh dari hasil perbandingan nilai aktual dengan hasil ramalan. Semakin rendah nilai RMSE, maka semakin baik kinerja peramalan. Berdasarkan hasil pengujian, metode SVR-ANT CO dapat melakukan peramalan runtu waktu curah hujan pada bulan Januari Dasarian ke-2 dengan nilai RMSE terbaik 36.0594.

Saran

Berikut saran yang dapat ditawarkan sebagai bahan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut:

1. Penambahan data runtu waktu curah hujan, semakin banyak data runtu waktu akan berpengaruh pada proses pelatihan SVR dalam mengenali pola data curah hujan.
2. Mengoptimalkan parameter metode SVR dengan strategi atau algoritma optimasi yang lain.
3. Menerapkan metode SVR-ANT CO untuk melakukan peramalan runtu waktu curah hujan di wilayah lain atau dengan objek selain curah hujan.
4. Penambahan variabel lain seperti suhu, kecepatan angin, dan lainnya untuk menghubungkan sebab akibat (*kausal*) dalam peramalan runtu waktu curah hujan.

DAFTAR PUSTAKA

Abraham, B. & Ledolter, J., 2005. *Statistical Methods for Forecasting*. New jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Bertsimas, D. & Shioda, R., 2007. Classification and Regression via Integer Optimization. *OPERATIONSRESEARCH*, Volume 55, pp. 252-271.

BMKG, S. K. K. P., 2015. *Analisis Hujan November 2015 dan Prakiraan Hujan Januari-Maret 2016*, Malang: BMKG.

Chang, F.-J. et al., 2013. Watershed rainfall forecasting using neuro-fuzzy networks with the assimilation of multi-sensor information. *Journal of Hydrology*, 508(2014), p. 374-384.

He, X., Guan, H. & Qin, i., 2015. A hybrid wavelet neural network model with mutual information and particle swarm optimization for forecasting monthly rainfall. *ournal of Hydrology*, 527(2015), p. 88-100.

Hong, W.-C., Chen, Y.-F., Chen, P.-W. & Yeh, Y.-H., 2007. Continuous ant colony optimization algorithms in a support vector regression based financial forecasting model. *IEEE*.

Hong, W.-C., Dong, Y., Zheng, F. & Lai, C.-Y., 2011. Forecasting Urban Traffic Flow by SVR with Continuous ACO. *Applied Mathematical Modelling*, Volume 35, p. 1282-1291.

Hung, W.-M. & Hong, W.-C., 2009. Application of SVR with improved ant colony optimization algorithms in exchange rate forecasting. *Control and Cybernetics*, 29(3), pp. 863-891.

Montgomery, D. C., Jennings, C. L. & Kulahci, M., 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: ohn Wiley & Sons, Inc..

Pawitan, H. & Haryani, G. S., 2011. Water Resources, Sustainability and Societal Livelihoods in Indonesia. *Ecohydrology & Hydrobiology*, 11(3-4), pp. 231-243.

Vijayakumar, S. & Wu, S., 1999. Sequential Support Vector Classifiers and Regression. *IIA/SOCO*, June.pp. 610-619.

Yaseen, Z. M. et al., 2015. Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting:2000-2015. *Journal of Hydrology*, Volume 530, pp. 829-844.

