

PERAMALAN RUNUT WAKTU DATA CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE SVR - BEE CO

Meyda Ervina¹, Arief Andy Soebroto², Wayan Firaus Mahmudy³

¹Mahasiswa, ²Dosen Pembimbing

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

Email : meydervina@gmail.com¹, ariefas@ub.ac.id², wayanfm@ub.ac.id³

ABSTRAK

Perubahan iklim di Indonesia yang tidak stabil menyebabkan curah hujan mengalami penurunan. Hal ini dapat menimbulkan berbagai macam bencana alam yang mampu mencapai hingga 90% yang termasuk kedalam jenis bencana *geologi* di Indonesia karena curah hujan tidak stabil. Akibat dari bencana alam yang sering terjadi banyak kerugian yang terus muncul, terutama di sektor ekonomi. Untuk mengatasinya maka diusulkan dengan menggunakan metode SVR (*support vector regression*) dimana SVR merupakan metode yang dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan. Metode SVR mempelajari teori statistik yang baik untuk melakukan peramalan. Selain itu metode SVR memiliki tujuan untuk membuat *support vector* dan *hyperplane* dalam menentukan nilai prediksi dengan meminimalkan nilai sebenarnya dengan nilai prediksi untuk deviasinya. Setelah diramalkan dengan metode SVR kemudian akan di optimasi dengan metode *Bee Colony Optimization* agar nilai *error* yang dihasilkan lebih kecil. Parameter SVR yang akan dioptimasi dengan Bee CO yaitu *cLR*, kompleksitas (C), epsilon (ϵ), lambda (λ), degree (d), gamma kernel (γ). Berdasarkan evaluasi kinerja peramalan runut waktu curah hujan di wilayah Poncokusumo dengan metode SVR-Bee CO mengacu pada nilai *Root Mean Square Error* (RMSE). 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. Metode SVR yang dioptimasi menggunakan Bee CO dapat menghasilkan nilai RMSE sebesar 29.03905.

Kata kunci: *Iklim, Geologi, SVR, Bee CO, Error, RMSE*

ABSTRACT

*Unstable Climate change in Indonesia causes effects precipitation decreased. This can cause a variety of natural disasters that can reach up to 90% including in the type of geological disasters in Indonesia due to unstable rainfall. As a result of frequent natural disasters, many losses that continue to emerge, especially in the economic sector. To overcome this problem, it is proposed using the SVR (support vector regression) in which SVR is a method that can be used to predict rainfall. SVR methods to learn a good statistical theory for forecasting. In addition SVR method has the objective to create and support vector hyperplane in determining the predictive value by minimizing the true value with predictive value for the deviation. Having foreseen the SVR method will then be in the optimization of the Bee Colony Optimization method that generated the error value is smaller. SVR parameters which will be optimized by Bee CO are *Clr*, complexity (C), epsilon (ϵ), lambda (λ), degree (d), gamma kernel (γ). Based on the performance evaluation of time-series forecasting of rainfall in the region Poncokusumo with SVR-Bee CO method refers to the value *Root Mean Square Error* (RMSE). The results of testing conducted using data from the Meteorology, Climatology and Geophysics (BMKG) in the form of rainfall data from 2001 to 2015 Poncokusumo region. SVR methods are optimized using Bee CO can result RMSE values of 29.03905*

Keywords: Climate, Geology, SVR, Bee CO, Error, RMSE

PENDAHULUAN

Perubahan iklim di Indonesia disebabkan karena adanya sel tekanan tinggi dan sel tekanan rendah antara benua Asia dan benua Australia yang menyebabkan Indonesia memiliki musim hujan dan musim kemarau. Namun iklim tersebut tidak selalu stabil untuk setiap tahunnya, curah hujan mengalami penurunan yang dapat menjadikan kekeringan ataupun bencana banjir ketika curah hujan naik. Pada tahun 2014 Indonesia mengalami bencana sebanyak

257 kejadian seperti terjadinya banjir dengan jumlah kejadian sebanyak 86 kali, tanah longsor sebanyak 111 kali, puting beliung sebanyak 5 kali, letusan gunung merapi sebanyak 1 kali dan banjir disertai longsor yang secara bersamaan sebanyak 7 kali. Bencana ini mencapai hingga 90% yang termasuk jenis bencana Geologi yang diakibatkankarena pola curah hujan yang tidak stabil (BNPB, 2014). Salah satu solusi yang dapat membantu yaitu dengan menggunakan model peramalan (*Forecasting*) yang

dapat dikategorikan untuk jangka panjang dan jangka pendek sehingga ada tindakan ketika terjadi hujan yang menyebabkan bencana alam (Fan *et al.*, 2012).

Terdapat dua pendekatan pada peramalan runut waktu yaitu pendekatan statistik dan pendekatan *artificial intelligence* (AI) yang merupakan sebuah model peramalan runut waktu. Peramalan untuk pendekatan statistik merupakan sekumpulan teknik yang digunakan untuk melakukan analisis data, pengumpulan data, menampilkan data dan interpretasi data. Metode statistik dengan bermacam-macam variasi dapat menggunakan metode regresi yang menjadikan data kompleks lebih mudah dimengerti untuk membuat keputusan dan merupakan informasi yang baik. Sedangkan metode peramalan *time series* memiliki dua tujuan analisis yaitu melakukan identifikasi pada kejadian yang menunjukkan observasi dari suatu kejadian dan peramalan masa lampau untuk nilai variabel *time series*. Sehingga metode *time series* tidak dapat diterapkan untuk model non linier (Alsultanny, 2012).

Peramalan dengan kasus non linier bisa menggunakan pendekatan AI sebab pendekatan AI mampu menunjukkan kemampuan untuk memprediksi serta memodelkan peramalan. Metode AI untuk melakukan peramalan salah satunya adalah *Support Vector Regression* (SVR), SVR yang merupakan cabang dari SVM yang telah diterapkan untuk menyelesaikan kasus regresi (Yaseen, *et al.*, 2015). Untuk meningkatkan akurasi SVR diperlukan metode untuk optimasi, metode yang dapat dipakai untuk melakukan optimasi SVR diantaranya yaitu : Ant Colony Optimization (ACO), Bee Colony Optimization (Bee CO), Particle Swarm Optimization (PSO), Firefly Algorithm dll. Dari metode optimasi tersebut salah satu metode yaitu Bee CO merupakan metode optimasi yang tepat untuk melakukan peramalan. Dikatakan tepat karena pada Bee CO pencarian nilai optimal merupakan perilaku cerdas dari segerombolan lebah yang mencari sumber makanan serta algoritma baru dari *Artificial Bee Colony* yang menstimulasikan perilaku lebah dan mampu memecahkan suatu permasalahan untuk optimasi multimodal ataupun multidimensi (H Zakaria *et al.*, 2012). Optimasi digunakan untuk menentukan nilai kombinasi parameter SVR sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi (Sheng-Wei Fei, 2015).

Selain itu, hingga saat ini masih banyak penelitian yang dilakukan dengan menggunakan objek berupa curah hujan seperti yang dilakukan oleh Chang *et al.* (2014) curah hujan merupakan variabel hidrologi. Variabel hidrologi dari curah hujan merupakan kunci yang dapat menghubungkan antara atmosfer dengan

proses permukaan tanah, sehingga heterogenitas sementara dari kompleks curah hujan ditambah dengan konteks fisiografi. Dengan demikian konteks dari fisiografi pegunungan dapat menjadikan tantangan yang besar untuk mengembangkan peramalan curah hujan dengan jangka pendek yang lebih akurat. Dari penelitian ini peramalan dipakai untuk memperkirakan curah hujan jangka pendek dengan mengeksplorasi efektivitas berbagai sumber curah hujan untuk peringatan banjir yang dilakukan di Taiwan utara. Peramalan dilakukan dengan menggunakan metode *Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan menghasilkan perkiraan yang stabil dengan korelasi lebih tinggi dari 0,85 dan 0,72 dengan rentang waktu 1 dan 2 jam (Chang *et al.*, 2014).

Hingga saat ini untuk memprediksi dan mengoptimasi dengan metode *Support Vector Regression* (SVR) dan *Bee Colony* seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Hong (2011) untuk menangani beban listrik. Penelitian ini menggunakan metode SVR dan *Chaotic Artificial Bee Colony* (CABC) *Algorithm* untuk melakukan perkembangan akan banyaknya permintaan energi listrik yang selalu mengalami peningkatan permintaan secara signifikan. Metode CABC sangat baik untuk menguji keunggulan hibrida dengan algoritma evolusi, algoritma digunakan untuk menentukan nilai-nilai dari tiga parameter yang ada pada model SVR. Sehingga menghasilkan nilai akurasi yang meningkat dan peramalan dengan metode SVR-CABC dapat memenuhi kebutuhan listrik (Wei-Chiang Hong, 2011).

Berdasarkan hasil dari paparan diatas, maka dapat dibuat sebuah perancangan untuk metode SVR karena metode SVR dirancang untuk membantu memecahkan permasalahan yang dapat memberikan solusi yang optimal untuk melakukan peramalan yang dapat meminimalkan nilai sebenarnya dengan nilai prediksi untuk deviasinya. Metode SVR akan digunakan untuk meramalkan curah hujan dan akan di optimasi dengan metode *Bee Colony Optimization* (Bee CO). Parameter yang akan dioptimasi dengan metode Bee CO diantaranya yaitu parameter SVR (c, LR, C, ϵ) parameter Kernel Anova (d, κ). Dengan demikian maka dibuatlah usulan penelitian dengan menggunakan metode SVR dan Bee CO dengan judul "Peramalan Runut Waktu Data Curah Hujan Menggunakan Metode SVR-Bee CO". Sistem yang dibuat dengan metode SVR-Bee CO ini dapat membantu para petugas BMKG melakukan peramalan curah hujan dengan tingkat akurasi yang baik serta menjadi acuan bagi masyarakat untuk mengantisipasi terjadinya bencana dengan penanganan yang baik dan tepat.

METODOLOGI

Pengumpulan data

Pengumpulan data diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) di Karang Ploso Malang. Data yang akan digunakan merupakan data curah hujan dengan rentang tahun 2000 – 2015. Pengumpulan data dilakukan untuk mengetahui data yang akan digunakan dalam penelitian. Data yang sudah didapat merupakan data runut waktu curah hujan, dalam penelitian menggunakan data dasarian (kumpulan data selama 10 hari).

Analisis data

Dari analisis data runut waktu terhadap wilayah Poncokusumo dan wilayah Tangkilsari yang telah dilakukan sebelumnya, kemudian dipilih data dari satu wilayah yang akan digunakan sebagai data peramalan. Berikut merupakan penjelasan terhadap pemilihan data runut waktu yang akan menjadi data peralaman runut waktu curah hujan.

- 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. Semakin sedikit jumlah data 0 yang terdapat pada suatu wilayah maka data tersebut baik digunakan untuk peramalan curah hujan.
- 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 (172, 82, 31). Dari data latih didapatkan rata-rata yaitu 106.6 dan data yang ada tersebut didapatkan nilai total rata rata sebesar 83. Perbandingan jumlah rata rata data latih dengan data uji, data latih lebih rendah dari nilai data uji. Data uji memiliki jarak nilai data yang jauh terhadap rata-rata data latih sehingga data kurang sesuai untuk peramalan curah hujan.
- Pada data dasarian wilayah Poncokusumo yang dianalisis untuk peramalan runut waktu curah hujan yaitu data bulan Januari dasarian ke-2 tahun 2000-2012, dengan 10 data latih dan 3 data uji (80, 51, 112). Rata-rata data latih yaitu 106.6 dan data yang ada tersebut didapatkan nilai total rata rata sebesar 100.69. Perbandingan jumlah rata-rata untuk data latih dan data uji terlihat data latih lebih tinggi dari nilai data uji. Data uji dengan jarak nilai data yang tidak terlalu jauh terhadap rata-rata data latih sehingga data sesuai untuk peramalan runut waktu curah hujan.

Seleksi model

Penelitian untuk peramalan curah hujan metode yang digunakan adalah metode SVR. Hal ini karena SVR telah terbukti berhasil dalam menyelesaikan permasalahan regresi non linier dan runut waktu. Untuk meningkatkan akurasi SVR diperlukan metode untuk optimasi seperti *Bee Colony Optimization* (Bee CO), merupakan metode optimasi untuk melakukan peramalan. karena pada Bee CO pencarian nilai optimal merupakan perilaku cerdas dari segerombolan lebah yang mencari sumber makanan serta algoritma baru dari *Artificial Bee Colony* yang menstimulasikan perilaku lebah dan mampu memecahkan suatu permasalahan untuk optimasi multimodal ataupun multidimensi (H Zakaria *et al.*, 2012).

Validasi model

Seleksi Model digunakan untuk menentukan model atau metode peramalan dan menyesuakannya berdasarkan data yang telah dianalisis. Pada seleksi model da validasi model menggunakan metode SR-Be CO dengan data parallel dan melakukan evaluasi model peramalan pada tahap validasi model.

HASIL DAN PEMBAHASAN

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

Inisialisasi BCO awal

- Pada fase lebah pekerja yaitu menghitung posisi populasi untuk inisialisasi secara random. Pada setiap parameter yang akan dicari menggunakan persamaan 2.27 dan menggunakan bilangan random pada posisi ke 1 dari tabel 4.16 untuk iterasi pertama. Nilai posisi tersebut digunakan untuk melakukan inisialisasi parameter SVR dengan menggunakan persamaan (1)

$$x_{ij} = x_{\min j} + rand(0,1) \times (x_{\max j} - x_{\min j}) \quad (1)$$

Dimana :

= Bilangan acak antara [0,1]

$X_{\min j}$ = Batas bawah dari posisi sumber makanan

$X_{\max j}$ = Batas atas dari posisi sumber makanan

x_{ij} Inisialisasi i merupakan ukuran populasi sedangkan j ($j = 1 \dots D$, D = parameter yang akan di optimasi)

Normalisasi data

Mencari nilai maksimum dan nilai minimum untuk mencari nilai range yang terdapat pada dataset.

Menghitung normalisasi data untuk data latih dan data uji dengan menggunakan persamaan 2.

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

Dimana :

- = nilai normalisasi
- = nilai data awal
- = nilai data minimal
- = nilai data maximal

Pelatihan menggunakan SVR

Berikut langkah-langkah dalam melakukan proses pelatihan SVR.

- Inisialisasi Parameter
Menentukan parameter SVR yang digunakan yaitu C, cLR, ε, λ, d, k berdasarkan tabel 4 untuk posisi sumber makanan pertama.
- Menghitung Matriks Hessian
Perhitungan matriks hessian Rij data latih menggunakan persamaan 3 sebagai berikut.

$$R_{ij} = (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (3)$$

Dimana :

- R_{ij} = Matriks Hessian
- λ^2 = Variabel Skalar
- l = Banyaknya data
- = fungsi kernel

Kernel yang digunakan yaitu kernel annova RBF. Ditunjukkan pada persamaan 4.

$$k(x, y) = \left(\sum_i \exp(-\gamma(x_i - y_i))^d \right) \quad (4)$$

Dimana :

- x_i, y_i = vektor input
- γ = varians
- d = degree

Kemudian menghitung matriks hessian pada data latih sebagai berikut.

$$R_{ij} = 421 + 0.505^2 = 421.1434$$

- *Sequential learning*
Pada proses *sequential learning* langkah yang perlu dilakukan yaitu menghitung nilai error, menghitung nilai δ^* dan δ , menghitung nilai α dan α^* . Kemudian menghitung nilai error dengan menggunakan persamaan 5. berikut contoh perhitungan nilai error untuk data ke-1.

$$E_i = y_i - \sum_{j=1}^l (\alpha_j^* - \alpha_j) R_{ij} \quad (5)$$

Dimana :

- E_i = Nilai error ke- i
- y_i = data aktual

Setelah memperoleh nilai error kemudian menghitung nilai $\delta\alpha^*$ dan $\delta\alpha$ dengan menggunakan persamaan 6 dan persamaan 7.

$$\delta\alpha_i^* = \min\{\max[\gamma(E_i - \varepsilon), -\alpha_i^*], C - \alpha_i^*\} \quad (6)$$

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

Dimana :

- $\delta\alpha_i^*, \delta\alpha_i$ = variabel tunggal, bukan bentuk dari perkalian δ dan α_i atau perkalian δ dan α_i^*
- σ = Nilai sigma
- C = Nilai kompleksitas
= Nilai *Learning Rate* (LR) yang didapatkan dari Konstanta *learning rate* (CLR) dari nilai maksimum (diagonal Matriks *Hessian*)

Selanjutnya memperbarui nilai α^* dan nilai dengan menggunakan nilai awal dari α^* dan dengan persamaan 8 dan persamaan 9.

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i \quad (8)$$

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

Dimana :

- α_i^*, α_i = Nilai *Lagrange Multiplier*

- Menghitung regresi data latih
Berikut merupakan contoh perhitungan $f(x)$ menggunakan persamaan 2.24. Perhitungan matriks hessian dilakukan dengan menggunakan nilai α^* dan pada tabel 14.

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (K(x_i, x) + \lambda^2) \quad (10)$$

Dimana :

- α_i^*, α_i = Nilai *Lagrange Multiplier*
- $K(x_i, x)$ = kernel

- λ^2 = Variabel Skalar

- Menghitung evaluasi kinerja data latih
Proses denormalisasi untuk nilai – nilai peramalan yang telah diperoleh pada data latih digunakan untuk mengetahui hasil peramalan. Perhitungan nilai $f(x)$ menggunakan persamaan 11.

$$x^d = (x' * x_{\max}) + x \quad (11)$$

Dimana :

- = nilai denormalisasi
- = nilai normalisasi
- = nilai data awal
- = nilai data maksimal

Untuk mempermudah dalam menentukan nilai RMSE, maka terlebih dahulu ditentukan nilai MSE dengan menggunakan persamaan 12.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2}{n} \tag{12}$$

Dimana :

- = nilai periode waktu
- = nilai sebenarnya pada periode ke-t
- = nilai peramalan pada periode ke-t

Berikut hasil contoh perhitungan RMSE data latihan yang ditentukan dari hasil contoh perhitungan MSE dengan menggunakan persamaan 13 serta pencairan nilai fitness dengan persamaan 14.

$$RMSE = \sqrt{MSE} \tag{13}$$

Menghitung Nilai Fitness BCO

Mencari nilai fitness dengan fungsi objektifitas untuk X_{ij} dengan persamaan 14 yaitu menggunakan RMSE dengan asumsi nilai terakhir diambil dari iterasi 300. Hasil nilai fitness ditunjukkan pada tabel 18 berikut:

$$fitness_i = \frac{1}{(1 + Obj.Fun_{-1})} \tag{14}$$

Berikut contoh perhitungan fitness.

Menghitung Sumber Makanan Baru BCO

Proses menghitung posisi populasi baru pada lebah pekerja yaitu menghitung posisi sumber makanan X_{ijnew} pada setiap parameter. Perhitungan X_{ijnew} menggunakan inialisasi nilai antara -1 sampai 1 yang diasumsikan sebanyak jumlah solusi (sumber makanan) yang akan dicari untuk setiap iterasi yang akan dihitung pada proses pencarian baru pada sumber makanan. Contoh bilangan acak yang akan digunakan terdapat pada tabel 20 yang ditunjukkan sebagai berikut :

Tabel 19 Bilangan [-1 sampai 1]

Posisi ke-	
1	0,3
2	0,5
3	0,8
4	0,7
5	0,2
6	0,9

Perhitungan untuk setiap parameter pada X_{ijnew} menggunakan persamaan 15. Perhitungan X_{ijnew} dilakukan untuk membandingkan nilai posisi populasi yang lama dengan yang baru.

$$x_{ijnew} = x_{ij} + \phi[-1,1] \times (x_{ij} - x_{kj}) \tag{15}$$

Dimana :

- = Calon solusi baru dari
- = Posisi lebah pekerja ke-i
- = Tetangga (*Neighbor employee bee* dari (nilai random)

ϕ = Bilangan acak antara [-1,1]

Hasil perhitungan X_{ijnew} ditunjukkan pada tabel 20 beserta hasil nilai fitness.

Tabel 20 Nilai Fitness Baru Pada Parameter

X_{ijnew}	SVR				Kernel Annova		Fitness new
	cLR _n ew	C _{new}	E _{new}	$\square \square \square$ \square	d _{nc} w	k _{new}	
1	0,56 44	564 ,4	0,00 56	0,56 44	6	56, 44	0,4405
2	0,35 65	356 ,5	0,00 35	0,35 65	4	35, 65	0,5549
3	0,10 88	108 ,8	0,00 10	0,10 88	1	10, 88	0,7599
4	0,53 47	534 ,7	0,00 53	0,53 47	6	53, 47	0,4539
5	0,76 24	762 ,4	0,00 76	0,76 24	8	76, 24	0,3861
6	0,31 69	316 ,9	0,00 31	0,31 69	4	31, 69	0,5837

Berikut merupakan hasil dari perbandingan nilai fitness X_{ij} dari tabel 4 dengan nilai fitness X_{ijnew} dari tabel 20 dengan mengambil nilai max dari kedua fitness. Berikut hasil perbandingan nilai fitness yang ditunjukkan pada tabel 21.

Tabel 21 perbandingan nilai fitness X_{ij} dengan X_{ijnew}

fitness X_{ij}	fitness X_{ijnew}	max	Source
0,4681	0,4406	0,4681	X_{ij}
0,4681	0,5549	0,5549	X_{ijnew}
0,6812	0,7600	0,7600	X_{ijnew}
0,4293	0,4539	0,4539	X_{ijnew}
0,4047	0,3861	0,4047	X_{ij}
0,5226	0,5838	0,5838	X_{ijnew}

Menghitung probabilitas BCO

kemudian nilai fitness X_{ij} dan X_{ijnew} keduanya dibandingkan dengan menghitung nilai maksimal. Nilai maksimal akan digunakan untuk menghitung nilai probabilitas dan akan diambil nilai fitness tertinggi. Berikut merupakan contoh menghitung total nilai max dari hasil perbandingan nilai fitness awal dan nilai fitness baru.

Menghitung probabilitas dengan menggunakan persamaan 16 untuk menghasilkan nilai probabilitas terbaik. Perhitungan probabilitas dengan melakukan pembagian dari nilai max pada tabel 21 dengan hasil total nilai max dari perbandingan nilai fitness.

$$P_i = \frac{fitness}{\sum_{i=1}^M fitness_i} \quad (16)$$

Berikut contoh perhitungan probabilitas. dengan hasil yang ditunjukkan pada tabel 22.

Tabel 22 Nilai Probabilitas

Posisi ke	P _{ij}
1	0,1451
2	0,1720
3	0,2456
4	0,1407
5	0,1255
6	0,1810

Memperbarui sumber makanan terbaik

Dari hasil probabilitas pada tabel 22 nilai probabilitas terbaik terdapat pada posisi ke 3. Kemudian melakukan perhitungan untuk X_{ijnew2} hanya pada posisi ke 3 yang memiliki nilai probabilitas terbaik sedangkan pada posisi 1,2 dan 4,5,6 diabaikan. Perhitungan untuk X_{ijnew2} menggunakan persamaan 15 dengan menggunakan bilangan rand pada tabel 2 serta menggunakan nilai ketetangaan pada tabel 20. Berikut contoh perhitungan X_{ijnew2}.

Tabel 23 Nilai Fitness Terbaik dari X_{ijnew2}

cLR	C	ε	□	d	k	Fite ss	Fit.terba ik
0,23 19	231, 9	0,00 23	0,23 19	3	23,1 92	0,657 1	0,7599

Dari tabel 23 terlihat hasil fitness terbaik dengan nilai 0,8033 pada sumber makanan X_{ijnew}. Karena hasil fitness terbaik bukan X_{ijnew2} maka perlu melakukan perhitungan untuk mencari fitness terbaik pada fase lebah pengintai.

Pada fase lebah pengintai merupakan fase terakhir yaitu ketika pada lebah penjaga mengabaikan baris 1,2 dan 4,5,6 maka tugas lebah pengintai yaitu mencari nilai parameter serta fitness terbaik secara random dengan persamaa 1 yang akan digunakan untuk perhitungan pada iterasi selanjutnya. Berikut contoh perhitungan dengan menggunakan batas parameter pada tabel 2 serta hasil perhitungan yang terdapat pada tabel 24.

Tabel 24 Nilai Fitness Terbaik

SVR				Kernel Annova		fitness
cLR	C	ε		d	k	

0,109	109	0,0010	0,109	2	10,9	0,8030
0,604	604	0,0060	0,604	6	60,4	0,4423
0,208	208	0,0020	0,208	3	20,8	0,6812
0,406	406	0,0040	0,406	5	40,6	0,5298
0,802	802	0,0080	0,802	8	80,2	0,3744
1	1000	0,01	1	10	100	0,3243

Pengujian menggunakan SVR

Proses pengujian dengan SVR digunakan untuk menguji nilai parameter untuk optimasi nilai dari metode Bee CO, data uji yang digunakan didapat dari 10 dataset dengan mengambil 3 data untuk di uji.

Berikut merupakan proses dari perhitungan pengujian SVR dengan melakukan inialisasi parameter. Parameter untuk pengujian menggunakan parameter dari tabel 24 untuk posisi sumber makanan pertama. Parameter untuk pengujian SVR ditunjukkan pada tabel 25.

Tabel 25 Inialisasi Parameter untuk Pengujian SVR

SVR					Kernel Annova	
cLR	C	ε		λ	d	k
0,10 9	10 9	0,0010 9	0,0020760 1	0,10 9	2	10, 9

Data yang akan digunakan untuk pengujian diambil sebanyak 3 data uji. Berikut data uji yang digunakan ditunjukkan pada tabel 26.

Tabel 26 Data Uji

No	X1	X2	X3	Y
1	7	48	223	80
2	48	223	80	51
3	223	80	51	112

Berikut contoh perhitungan kernel annova RBF dengan menggunakan persamaan 2.13 dan menggunakan parameter k pada tabel 4.61. Hasil ditunjukkan pada tabel 4.63 dengan menggunakan data uji yang telah dinormalisasi.

Tabel 27 Hasil Perhitungan Kernel Annova RBF pada Data Uji

Dat a ke-	1	2	3	4	5	6	7
1	9	2,77 32	1,26 70	3,65 54	1,80 95	2,17 82	2,32 10
2	2,77 32	9	1,42 45	0,80 29	4,22 59	3,96 53	2,17 50
3	1,26 70	1,42 45	9	0,35 54	0,60 10	3,34 46	2,38 14
4	3,65 54	0,80 29	0,35 54	9	0,97 35	0,98 78	2,47 48
5	1,80 95	4,22 59	0,60 10	0,97 35	9	1,77 95	1,17 41
6	2,17 82	3,96 53	3,34 46	0,98 78	1,77 95	9	4,07 56
7	2,32 10	2,17 50	2,38 14	2,47 48	1,17 41	4,07 56	9

8	0,14 34	0,31 46	4,53 68	0,46 18	0,51 66	1,16 19	1,09 39
9	3,61 38	0,97 25	0,30 78	8,80 36	1,03 74	1,07 37	2,67 83
10	0,93 06	4,91 51	0,76 70	0,56 75	8,02 91	2,81 22	1,75 75

Kemudian menghitung nilai matriks hessian (model regresi) pada data uji dengan menggunakan kernel annova RBF pada tabel 9 dan menggunakan nilai parameter pada tabel 27. Contoh perhitungan dan hasil dari matriks hessian ditunjukkan pada tabel 4.64 sebagai berikut.

Tabel 28 Matriks Hessian pada Data Uji

Ri j	1	2	3	4	5	6	7
1	9,011 9	2,785 0	1,278 8	3,667 2	1,821 4	2,190 1	2,332 8
2	2,785 0	9,011 9	1,436 4	0,814 7	4,237 8	3,977 2	2,186 9
3	1,278 8	1,436 4	9,011 9	0,367 3	0,612 9	3,356 5	2,393 3
4	3,667 2	0,814 7	0,367 3	9,011 9	0,985 4	0,999 7	2,486 7
5	1,821 4	4,237 8	0,612 9	0,985 4	9,011 9	1,791 4	1,185 9
6	2,190 1	3,977 2	3,356 5	0,999 7	1,791 4	9,011 9	4,087 4
7	2,332 8	2,186 9	2,393 3	2,486 7	1,185 9	4,087 4	9,011 9
8	0,155 3	0,326 5	4,548 7	0,473 7	0,528 5	1,173 8	1,105 8
9	3,625 6	0,984 4	0,319 7	8,815 5	1,049 2	1,085 6	2,690 2
10	0,942 5	4,926 9	0,778 9	0,579 4	8,041 0	2,824 1	1,769 3

Berikut merupakan proses dari perhitungan regresi pada data uji menggunakan hasil perhitungan matriks hessian pada tabel 10 serta hasil nilai * dan pada tabel 29.

Tabel 29 nilai * dan iterasi 300 pada pelatihan SVR

α^*	α
0,0004	0,0000
0,0024	0,0000
0,0008	0,0000
0,0007	0,0000
0,0000	0,0000
0,0004	0,0000
0,0023	0,0000

Berikut proses perhitungan $f(x)$ pada data uji.

Berikut contoh perhitungan regresi ($f(x)$) dengan hasil peramalan data uji ditunjukkan pada tabel 30.

Tabel 30 Hasil Peramalan Data Uji

data uji ke-	aktual	F(x)
1	0,3244	0,0079

2	0,1956	0,0170
3	0,4667	0,0180

Untuk denormalisasi pada data uji memiliki proses yang sama dengan denormalisasi pada data latih. Berikut contoh perhitungan dari denormalisasi.

Hasil ditunjukkan pada tabel 31 sebagai berikut

Tabel 31 Hasil Denormalisasi Data Uji

Data uji ke-	F(x)	Denorm F(x)	aktual
1	0,0079	8,7807	80
2	0,0170	10,8275	51
3	0,0180	11,0510	112

Untuk menentukan nilai RMSE serta mempermudah dalam perhitungan maka diperlukan perhitungan MSE. Berikut contoh perhitungan MSE untuk data uji.

Berikut perhitungan RMSE data uji menggunakan hasil perhitungan MSE yang telah dilakukan sebelumnya ditunjukkan pada tabel 4.68.

$$RMSE = \sqrt{5625.5750} = 75.0038$$

Tabel 32 Nilai Error Rate RMSE Data Uji

	RMSE
Data Uji	75,0038

PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dilakukan dengan melihat nilai rerata fitness RMSE dari hasil perbandingan pengujian SVR dengan pengujian SVR-Bee CO. Uji coba yang dilakukan kemudian diambil nilai RMSE.

Pengujian SVR dan SVR-Bee CO

Berikut merupakan hasil pengujian untu 10 kali percobaan pada pengujian SVR dan Pengujian SVR-Bee CO. Hasil ditunjukkan pada tabel 33.

Tabel 33 Perbandingan Hasil dan Analisis Uji Coba SVR dan SVR-Bee CO

Percobaan ke-	Pengujian SVR	RMSE SVR	Pengujian SVR-BCO	RMSE SVR-BCO
1	0,012692	77,78979	0,02457	39,70004
2	0,012722	77,60399	0,03305	29,25719
3	0,012741	77,48677	0,02788	34,86801
4	0,0128	77,125	0,02434	40,08463
5	0,012904	76,49535	0,02634	36,96507
6	0,012691	77,796	0,0246	39,65041
7	0,012695	77,77117	0,02317	42,15926
8	0,012693	77,78358	0,03329	29,03905
9	0,012691	77,796	0,0278	34,97122
10	0,012737	77,51142	0,02696	36,09199
Nilai terbaik	0,012904	76,49535	0,03329	29,03905

Dari tabel 33 dapat diketahui hasil RMSE terbaik terdapat pada pengujian SVR-Bee CO dengan menggunakan hasil parameter baru.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berikut merupakan kesimpulan hasil dari penelitian peramalan runut waktu data curah hujan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR) dan *Bee Colony* (BCO) yaitu :

- Peramalan runut waktu curah hujan dilakukan dengan melakukan peramalan terstruktur. Tahapan peramalan meliputi definisi masalah, pengumpulan data, analisis data, seleksi model (SVR-Bee CO), validasi model, penerapan model, dan pengamatan hasil ramalan.
- Algoritma *Bee Colony Optimization* (Bee CO) dapat diimplementasikan untuk optimasi peramalan data runut waktu curah hujan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Dalam penelitian ini terdapat parameter yang dioptimasi menggunakan SVR-Bee CO diantaranya yaitu nilai cLR , nilai kompleksitas (C), nilai ϵ , nilai λ , nilai d , dan nilai κ . Penelitian menggunakan 7 data latih dan 3 data uji dengan menggunakan variabel lag time yaitu X_1 , X_2 , X_3 dan Y sebagai data aktual. Adapun batas rentang nilai untuk setiap parameter yang dihasilkan dari metode BCO dengan mengoptimasi parameter SVR yaitu berupa nilai cLR antara 0.01 sampai 0.05, batas nilai parameter C antara 51 sampai 100, batas nilai parameter ϵ antara 0.00000001 sampai 0.0009, batas nilai parameter λ antara 0.7 sampai 0.9999, batas nilai parameter d antara 1 sampai 2, batas nilai parameter κ antara 501 sampai 1000. Variasi variabel lag yang digunakan adalah 4 dengan jumlah data latih sebanyak 8 data.
- Evaluasi kinerja peramalan runut waktu curah hujan menggunakan metode SVR-Bee CO mengacu pada nilai RMSE. Nilai evaluasi kinerja peramalan diperoleh dari hasil perbandingan uji coba SVR dengan hasil ramalan uji coba SVR-Bee CO di daerah poncosumo pada dasarian 2 bula januari dari tahun 2000-2012. Nilai rata-rata RMSE dengan metode SVR-Bee CO sebesar = 29.03905 lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan metode SVR yang menghasilkan nilai rata-rata RMSE sebesar 76.49535.

Saran

Berikut merupakan saran yang berdasarkan penelitian yang telah dilakukan untuk pengembangan pada penelitian selanjutnya:

- Penambahan data runut waktu curah hujan, semakin banyak data runut waktu akan berpengaruh pada proses pelatihan SVR dalam mengenali pola data curah hujan.
- Mengoptimalkan parameter metode SVR dengan strategi atau algoritma optimasi yang lain.
- Penambahan variabel lain dengan multivariasi seperti suhu, kecepatan angin, dan lainnya yang berpengaruh pada curah hujan yang dapat meramalkan runut waktu curah hujan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alsutanny. Yas, "Successful Forecasting For Knowledge Discovery By Statistical Methods," Ninth Internasional Conference On Information Technology – New Generation, 2012
- BMKG, "Analisis Hujan November 2015 Dan Prakiraan Hujan Januari-Maret 2016," 2015
- BNPB, "Info Bencana Informasi Kebencanaan Bulanan Teraktual," 2014
- Chang. Fi-John, Chiang. Yen-Ming dkk, "Watershed rainfall forecasting using neuro-fuzzy networks with the assimilation of multi-sensor information," *Journal of Hydrology*, vol. 508, p. 374-384, 2013
- Fan. Shu, Rob. J Hyndman dkk, "Forecasting Electricity Demand In Australian National Electricity Market" *Power & Energy Society General Meeting*, 2012
- Fei. Sheng-Wei, He. Yong, "Wind Speed Prediction Using The Hybrid Model Of Wavelet Decomposition And Artificial Bee Colony Algorithm-Based Relevance Vector Machine," *Electrical Power and Energy Systems*, vol.73, p. 625-631, 2015
- H Zakaria. Ahmad, Anam. Sjamsjul dan Robandi. Imam, "Penempatan Dan Penentuan Kapasitas Optimal Distributed Generator (DG) Menggunakan Artificial Bee Colony (ABC)," *Jurnal Teknik ITS*, vol.1.p. 2301-9271, 2012
- Hong. Wei-Chiang, "Elecric load forecasting by seasonal recurrent SVR (support vector regression) with chaotic artificial bee coony algorithm," *Energy*, vol.36, p. 568-5578, 2011
- Mulyana. Erwin, "Hubungan Antara Enso Dengan Variansi Curah Hujan Indonesia," *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, vol.3.p. 1-4, 2002
- Vijayakumar, S. & Wu, S., 1999. *Sequential Support Vector Classifiers and Regression. IIA/SOCO*, pp.610-19

Yaseen, Z.M. et al., 2015. Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting:2000-2015. *Journal of Hydrology*, 530, pp.829-44.

