

Received: 22 June 2022
Revised: 20 December 2022
Accepted: 29 December 2022
Published: 31 December 2022

Statistical Downscaling Menggunakan Pengelompokan Expectation-Maximization pada Data CFSRv2

Rizka Pitri^{1, a)}, Ayu Sofia^{2, b)}, Siswanto^{3, c)}

¹*Prodi Ilmu Perpustakaan dan Informasi Islam, Fakultas Adab, UIN Raden Intan Lampung, Lampung*

²*Prodi Sains Aktuaria, Jurusan Sains, Institut Teknologi Sumatera, Lampung*

³*Prodi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Hasanuddin*

E-mail: ^{a)}rizka@radenintan.ac.id, ^{b)}ayu.sofia@at.itera.ac.id, ^{c)}siswanto@unhas.ac.id

Abstract

General Circulation Model (GCM) is a numerical model that produce a number of data from various climate parameters that are used to estimate climate, one of which is precipitation. GCM is a global scale data and has quite coarse spatial resolution. So, the GCM cannot consider the local-scale areas with a higher resolution than the GCM. Therefore, The Statistical Downscaling (SD) can be used to estimate the local rainfall using the GCM data. SD is a technique used to get the relationship between global-scale (GCM) and local-scale data. SD involves a lot of GCM data, so it will occur the multicollinearity. So, in this research, the principal component regression (PCR) and partial least square regression (PLSR) used to reduce the multicollinearity. In addition, to reduce the RMSEP and increase the correlation value, a clustering technique will be applied before modeling, namely Expectation-Maximization (EM) clustering. This research use CFSRv2 data as GCM and local rainfall data at four rainfall stations in West Java (January 2011 to December 2017). Based on this research, PCR is a good modeling than PLSR and EM clustering get the lower RMSEP and higher correlation value than without clustering before modeling. The conclusion is PCR with EM clustering is a good method for estimating local rainfall using the SD technique especially rainfall in West Java and CFSRv2 data.

Keywords: Expectation-Maximization, Partial Least Square Regression, Principal Component Regression, Statistical Downscaling.

Abstrak

General Circulation Model (GCM) merupakan model numerik yang menghasilkan sejumlah data dari berbagai parameter iklim yang digunakan untuk menduga iklim, salah satunya adalah curah hujan. GCM merupakan data luaran berskala global dan memiliki resolusi kasar. Data GCM belum dapat mempertimbangkan wilayah yang berskala lokal dengan resolusi yang lebih

tinggi dari data luaran GCM. Oleh karena itu, untuk dapat menggunakan data GCM dalam menduga curah hujan skala lokal maka dapat digunakan teknik *Statistical Downscaling* (SD). SD merupakan teknik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara data berskala global dengan data berskala lokal. Pemodelan SD melibatkan banyak data GCM, sehingga berpotensi terjadinya multikolinieritas. Pada penelitian ini menggunakan pemodelan regresi komponen utama dan regresi kuadrat terkecil parsial untuk mengatasi multikolinieritas. Selain itu, untuk memperkecil nilai RMSEP dan memperbesar nilai korelasi maka akan dilakukan pengelompokan sebelum dilakukan pemodelan, yaitu menggunakan algoritma EM. Penelitian ini menggunakan data CFSRv2 sebagai data GCM dan data curah hujan lokal di empat stasiun curah hujan Jawa Barat (Januari 2011 s.d. Desember 2017). Berdasarkan penelitian ini, pemodelan RKM merupakan pemodelan terbaik dibandingkan RKTP serta pengelompokan algoritma EM memberikan nilai RMSEP kecil dan korelasi tinggi dibandingkan tanpa pengelompokan sebelum pemodelan. Penelitian ini dapat disimpulkan bahwa pemodelan RKM dengan tahap pengelompokan EM merupakan metode yang baik digunakan pada SD khususnya pada data luaran CFSRv2 dan curah hujan lokal Provinsi Jawa Barat.

Kata-kata kunci: Expectation-Maximization, Regresi Kuadrat Terkecil Parsial, Regresi Komponen Utama, *Statistical Downscaling*.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang memiliki iklim tropis. Hal ini mengakibatkan Indonesia memiliki dua musim, yaitu hujan dan kemarau. Indonesia memiliki intensitas curah hujan yang berbeda-beda antar wilayah. Hal ini dipengaruhi oleh posisi lintang, pola angin, sebaran bentang darat dan perairan, ketinggian tempat, serta pegunungan dan gunung-gunung yang tinggi. Keragaman intensitas hujan yang terjadi di Indonesia berdampak pada sistem produksi pertanian, dan kondisi lingkungan di Indonesia. Pada tahun 2017, produksi cabai di Jawa Barat menurun yang diakibatkan oleh terjadinya intensitas curah hujan yang tinggi. Selain itu juga, intensitas curah hujan yang tinggi mengakibatkan terjadinya banjir di beberapa wilayah Indonesia, seperti Jawa Barat. Sepanjang Maret 2022, status kebencanaan di Jawa Barat menjadi siaga satu yang dikarenakan intensitas curah hujan yang tinggi. Berdasarkan fakta, diperlukan suatu model pendugaan intensitas curah hujan yang berfungsi sebagai sumber informasi terkait intensitas curah hujan dalam mencegah terjadinya bencana alam dan menunjang produksi pertanian di Indonesia.

Pendugaan intensitas curah hujan dapat dilakukan dengan menggunakan data luaran General Circulation Model (GCM). GCM merupakan model numerik yang menghasilkan sejumlah parameter iklim yang digunakan untuk pendugaan iklim, salah satunya adalah parameter curah hujan (Soleh, 2015). GCM memiliki resolusi yang kasar dengan ukuran grid sekitar 100-500 km dan berskala global (Trzaska & Schnarr, 2014). Sehingga, data GCM belum dapat mempertimbangkan wilayah yang berskala lokal dan memiliki resolusi lebih tinggi dari data GCM. Data GCM dapat digunakan untuk menduga curah hujan berskala lokal dengan menggunakan teknik *Statistical Downscaling* (SD) (Wigena, 2011).

SD merupakan teknik yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara data berskala global (peubah bebas) dengan data berskala lokal (peubah takbebas) yang berguna untuk menerjemahkan kondisi parameter iklim skala global menjadi kondisi iklim lokal. Teknik SD akan mencari informasi skala lokal berdasarkan informasi skala global. Sehingga, kondisi data di skala lokal bisa beragam untuk kondisi skala global yang sama (Wigena, Djuraidah, & Sahriman, 2015). Pemodelan SD melibatkan banyak data GCM, sehingga berpotensi terjadinya multikolinieritas. Ketika suatu peubah mengalami multikolinieritas maka asumsi klasik dalam pengujian tidak akan terpenuhi. Oleh karena itu perlu digunakan teknik analisis data yang mengatasi multikolinieritas tersebut, yaitu salah satunya adalah teknik pereduksian dimensi, seperti analisis komponen utama dan regresi kuadrat terkecil parsial. Selain itu juga, data curah hujan memiliki keragaman yang besar sehingga perlu dilakukan pengelompokan berdasarkan ukuran kemiripan intensitas curah hujan. Pengelompokan dilakukan untuk meminimalisir persebaran data pencilaan pada analisis selanjutnya (Pitri, Soleh, & Djuraidah,

2018). Salah satu algoritma pengelompokan yang efisien digunakan untuk permasalahan pencilan dan jumlah data besar adalah algoritma Expectation-Maximization (EM). EM merupakan algoritma partisi yang berdasarkan model berdasarkan perhitungan peluang (Mardiani, 2014). Kelebihan pengelompokan EM adalah kekar terhadap pencilan, mengatasi permasalahan dimensi tinggi, dan data taklengkap.

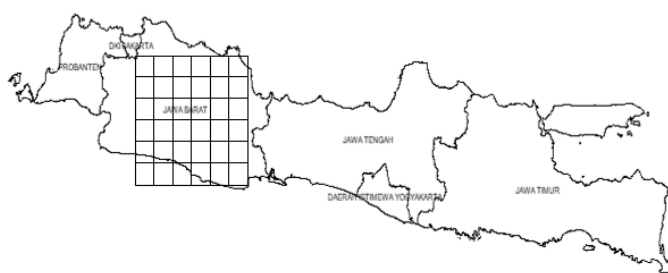
Pada penelitian Rizka (2018) mengenai *statistical downscaling modeling through k-means clustering* dengan menggunakan data CFSRv2, menunjukkan bahwa dengan melakukan pengelompokan sebelum pemodelan, akan menghasilkan nilai RMSEP yang kecil dan korelasi yang besar dibandingkan tanpa pengelompokan. Akan tetapi, pada penelitian tersebut, tidak memperhatikan keberadaan pencilan dan pengelompokan K-means yang digunakan masih resisten terhadap pencilan.

Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan pengelompokan EM sebelum dilakukan pemodelan Regresi Komponen Utama (RKU) dan Regresi Kuadrat Terkecil Parsial (RKTP). Sehingga peubah bebas dan takbebas akan terbentuk menjadi beberapa kelompok. Kemudian berdasarkan kelompok yang terjadi, maka akan dimodelkan menggunakan RKU dan RKTP. Pengelompokan menggunakan algoritma EM dilakukan sebelum pemodelan, diharapkan dapat memperkecil nilai RMSEP dan meningkatkan ketelitian. Sehingga pemodelan curah hujan dapat bermanfaat dalam menduga curah hujan lokal khususnya di Jawa Barat. Tujuan penelitian ini adalah mendapatkan pemodelan Statistical Downscaling yang baik dalam menduga curah hujan lokal di Jawa Barat.

METODOLOGI

Bahan dan Data

Penelitian ini menggunakan data curah hujan lokal dan luaran GCM bulan Januari 2011 s.d. Desember 2017. Data curah hujan (peubah Y) yang digunakan adalah data rata-rata curah hujan bulanan dari stasiun geofisika Bandung, stasiun meteorologi Citeko, stasiun klimatologi Bogor, dan stasiun meteorologi Jatiwangi. Data curah hujan lokal dapat diakses pada http://dataonline.bmkg.go.id/data_iklim. Sedangkan data luaran GCM (peubah X) yang digunakan adalah data curah hujan bulanan *Climate Forecast System Reanalysis V.2* (CFSRv2). CFSRv2 adalah model yang merepresentasikan interaksi global antara perairan, daratan, dan atmosfer bumi yang mana dibuat oleh peneliti di *Natioal Centers for Environmental Prediction* (NCEP) [7]. Data CFSRv2 dapat diakses pada <https://rda.ucar.edu>. Data CFSRv2 diambil dengan range wilayah antara 106° - 108.5° BT dan -8° LS- (-5.5°) LU dengan domain 6×6 grid. Setiap grid berukuran $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$. Range wilayah tersebut berdasarkan wilayah sekitaran ke-empat lokasi stasiun pos hujan yang digunakan. Adapun daerah yang digunakan untuk pengambilan data CFSRv2 dapat dilihat pada Gambar 1.



GAMBAR 1. Letak Wilayah Pengambilan Data CFSRv2

Metode Penelitian

Adapun langkah-langkah penelitian ini sebagai berikut:

1. Membuat pengelompokan dengan algoritma *Expectation-Maximization* (EM) terhadap data curah hujan setiap stasiun curah hujan dan data CFSRv2.
Algoritma EM merupakan algoritma yang digunakan untuk menduga parameter dari suatu fungsi

yang mengandung data tidak lengkap, yang mana pendugaan yang digunakan adalah pendugaan kemungkinan maksimum (Kusuma & Suparman, 2014). Algoritma EM adalah algoritma partisi yang berbasis model dengan perhitungan peluang. Algoritma EM dilakukan dengan dua tahap, yaitu tahap inialisasi dan iterasi. Pada proses iterasi, maka akan terbagi menjadi dua tahap, yaitu tahap ekspektasi (*E-step*) dan memaksimumkan (*M-step*). Adapun tahap algoritma EM adalah sebagai berikut:

- a. Menentukan inialisasi titik tengah setiap kelompok sebanyak k .
- b. Melakukan tahap iterasi sampai mencapai titik konvergensi yang telah ditentukan. Tahap iterasi sebagai berikut:
 - *E-step*, menghitung nilai harapan bersyarat dari fungsi kemungkinan data lengkap menggunakan pendugaan parameter.
 - *M-step*, menghitung parameter yang memaksimumkan nilai ekspektasi dari fungsi log likelihood yang diperoleh dari *E-step*.
2. Membuat model dengan menggunakan regresi komponen utama (RKU) pada masing-masing kelompok di setiap stasiun pos curah hujan.

Analisis Komponen Utama (AKU) merupakan analisis yang digunakan untuk menjelaskan variasi-kovariansi dari sekumpulan peubah melalui beberapa peubah baru yang saling bebas dan merupakan kombinasi linier dari peubah asalnya. Peubah baru tersebut disebut komponen utama (KU) (Marcus, Wattimanela, & Lesnussa, 2012). Jumlah KU yang digunakan, ditentukan berdasarkan nilai akar ciri yang bernilai lebih besar dari satu atau berdasarkan *scree plot*.

AKU dilakukan menggunakan data CFSRv2, sehingga menghasilkan skor komponen. Skor komponen diperoleh dengan formula berikut ini (Johnson & Winchern, 2007):

$$Y_i = e_i'X = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p, \quad i = 1, 2, \dots, p \tag{1}$$

Berdasarkan skor komponen yang diperoleh, maka skor komponen tersebut diregresikan dengan peubah respon data curah hujan lokal untuk setiap kelompok yang terbentuk di setiap stasiun curah hujan. Model RKU adalah sebagai berikut (Jolliffe, 2002):

$$y = \alpha_0 \mathbf{1} + W_r \alpha_r + \varepsilon \tag{2}$$

Keterangan:

- y adalah vektor peubah dependen berukuran $t \times 1$
- α_0 adalah intersep
- $\mathbf{1}$ adalah vektor bernilai satu berukuran $t \times 1$
- W_r adalah matriks KU berukuran $t \times r$
- α_r adalah vektor koefisien KU berukuran $r \times 1$
- ε adalah vektor sisaan berukuran $t \times 1$

3. Membuat model regresi kuadrat terkecil parsial (RKTP) dari masing-masing kelompok yang terbentuk di setiap stasiun curah hujan.

RKTP tidak hanya dibentuk berdasarkan peubah bebas, akan tetapi dibentuk sebagai kombinasi linier peubah bebas yang memiliki peragam maksimum dengan kombinasi linier peubah takbebas. Adapun algoritma RKTP sebagai berikut (Nurhayati, 2014):

- a. Inialisasi $i = 1, \dots, m$. m adalah banyaknya komponen yang terbentuk
- b. Menghitung bobot $w_i = \frac{x_i' y_i}{\|x_i' y_i\|}$
- c. Menghitung vektor komponen $t_i = X_i w_i$
- d. Menghitung laten p dengan melakukan regresi X dengan $p = \frac{x_i' t_i}{t_i' t_i}$
- e. Mengitung c dengan melakukan regresi Y dengan $\hat{c}_i = \frac{t_i' Y}{t_i' t_i}$
- f. Mengitung matriks sisaan X dan Y

- g. Memilih banyaknya komponen yang digunakan dalam model
- h. Mengubah bentuk matriks W , T , dan P menjadi kolom-kolom vektor
- i. Menduga peubah β RKTP, $\hat{\beta}_{PLS} = W(P'W)^{-1}\hat{c}$.

Melakukan evaluasi model terbaik berdasarkan nilai RMSEP (*Root Mean Square Error Prediction*) dan korelasi (r) untuk setiap kelompok yang terbentuk di masing-masing stasiun curah hujan. Nilai RMSEP dan korelasi diperoleh dengan menggunakan rumus berikut ini:

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{n}} \tag{3}$$

$$r_{y\hat{y}} = \frac{\sigma_{y\hat{y}}}{\sigma_y \sigma_{\hat{y}}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}} \tag{4}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengelompokan EM

Pengelompokan EM bertujuan untuk menentukan jumlah kelompok yang mana akan memaksimalkan fungsi kemungkinan dari setiap parameter kelompok yang diperoleh. EM terdiri dari dua tahap, yaitu tahap inisialisasi dan tahap iterasi. Pada tahap inisialisasi titik tengah kelompok untuk penelitian ini digunakan sebanyak dua kelompok untuk setiap stasiun curah hujan. Jumlah titik tengah kelompok yang digunakan berasal dari jumlah kelompok yang dihasilkan pada penelitian Rizka (2018). Adapun nilai peluang dan nilai AIC yang terbentuk dari algoritma EM disajikan pada Tabel 1:

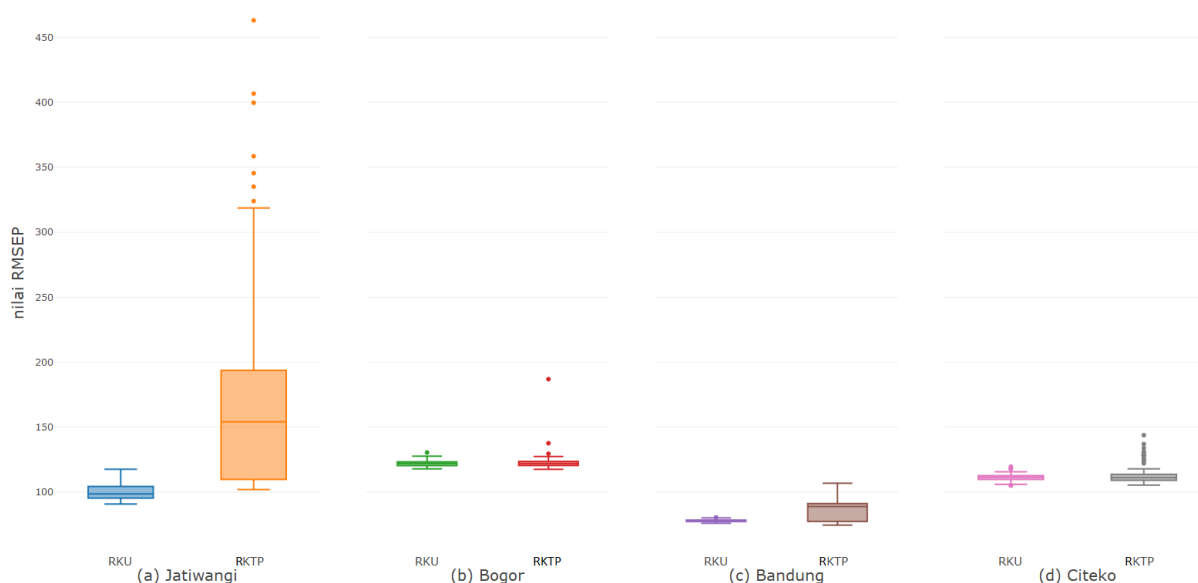
TABEL 1. Nilai Peluang dan AIC Algoritma EM

Stasiun	Peluang (π)		AIC
	Kelompok 1	Kelompok 2	
Stasiun meteorologi Citeko	0.5366	0.4634	10754.0887
Stasiun klimatologi Bogor	0.5301	0.4699	11292.8591
Stasiun meteorologi Jatiwangi	0.4756	0.5244	10501.4652
Stasiun geofisika Bandung	0.5181	0.4819	10908.8206

Berdasarkan Tabel 1, menunjukkan bahwa jumlah peluang dari seluruh kelompok yang terbentuk di setiap stasiun akan bernilai satu dan semakin besar peluang dalam setiap kelompok yang terbentuk, maka semakin banyak jumlah anggota pada kelompok tersebut. Sebagai contoh, kelompok 1 yang terbentuk dari data curah hujan stasiun geofisika Bandung memiliki peluang 0.5181 dan anggota sebanyak 43, sedangkan kelompok 2 memiliki anggota sebanyak 40. Nilai AIC pada Tabel 1 merupakan nilai AIC terkecil jika dibandingkan dengan nilai AIC yang dihasilkan oleh setiap kelompok yang terbentuk pada setiap stasiun curah hujan.

Regresi Komponen Utama dan Regresi Kuadrat Terkecil Parsial

Setelah dilakukan pengelompokan menggunakan algoritma EM pada masing-masing stasiun curah hujan, maka dilakukan pemodelan dengan menggunakan RKU dan RKTP. Penentuan model terbaik ditentukan dengan nilai RMSEP terkecil dan korelasi tertinggi dari model RKU dan RKTP yang terbentuk disetiap kelompok. Berdasarkan hasil pemodelan RKU dan RKTP yang dilakukan pengulangan sebanyak 100 kali, maka nilai RMSEP yang diperoleh menggunakan RKU menghasilkan rentang nilai antara 75 sampai dengan 135. Sedangkan menggunakan RKTP, menghasilkan nilai RMSEP dengan rentang 74 sampai dengan 500. Sebaran nilai RMSEP dari RKU dan RKTP disajikan pada Gambar 2.



GAMBAR 2. Sebaran RMSEP Model RKU dan RKTP

Gambar 2 menunjukkan bahwa sebaran keragaman nilai RMSEP menggunakan RKU dengan tahap EM memiliki sebaran yang lebih kecil dibandingkan keragaman RKTP. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model RKU menghasilkan nilai RMSEP yang lebih kecil dari RKTP. Nilai RMSEP untuk penduga model RKU dan RKTP dengan menggunakan algoritma EM disajikan pada Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2, pengelompokan menggunakan algoritma EM menghasilkan nilai RMSEP yang lebih kecil jika dibandingkan tanpa dilakukan pengelompokan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan pengelompokan algoritma EM dapat memperkecil nilai RMSEP pada SD untuk data luaran CFSRv2 dan curah hujan lokal di empat stasiun curah hujan Provinsi Jawa Barat.

TABEL 2. Nilai RMSEP Model RKU dan RKTP

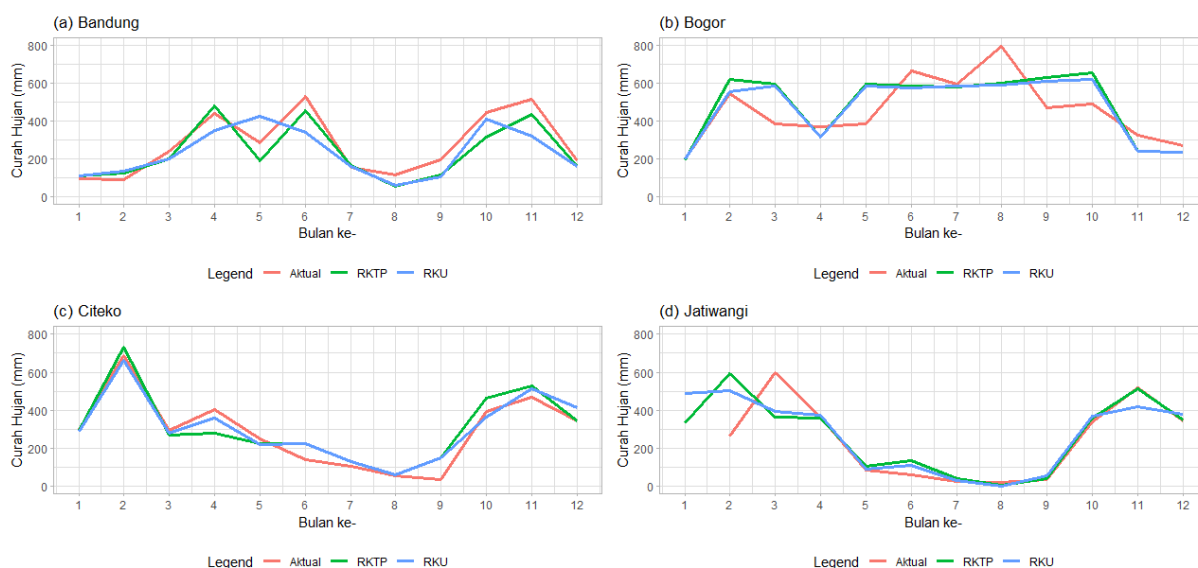
Stasiun	Pengelompokan	Nilai RMSEP	
		RKU	RKTP
Stasiun meteorologi Citeko	Tanpa pengelompokan	137.3842	128.3616
	EM	111.42019	113.6244
Stasiun klimatologi Bogor	Tanpa pengelompokan	204.5206	201.2651
	EM	122.19264	123.0750
Stasiun meteorologi Jatiwangi	Tanpa pengelompokan	114.0919	114.4638
	EM	100.49149	185.3926
Stasiun geofisika Bandung	Tanpa pengelompokan	100.6722	101.4664
	EM	78.09143	86.69676

Kinerja model yang baik ditunjukkan dengan nilai RMSEP yang rendah dan nilai korelasi tinggi. Nilai korelasi antara nilai curah hujan aktual dan dugaan untuk masing-masing stasiun dan pemodelan disajikan pada Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa korelasi antara nilai curah hujan aktual dan dugaan yang dihasilkan oleh model RKU menghasilkan nilai korelasi yang lebih tinggi dibandingkan model RKTP. Selain itu juga, nilai korelasi yang dihasilkan menggunakan pengelompokan algoritma EM menghasilkan nilai korelasi yang lebih tinggi dibandingkan tanpa pengelompokan. Nilai korelasi yang dihasilkan menggunakan pengelompokan EM memiliki rentang nilai 0.68 sampai dengan 0.97, artinya terdapat hubungan yang kuat positif antara nilai curah hujan aktual dengan nilai curah hujan dugaan dari model RKTP dan RKU. Ketika nilai curah hujan aktual meningkat, maka nilai dugaan yang dihasilkan oleh model RKU dan RKTP juga akan mengalami pola trend yang sama.

TABEL 3. Nilai Korelasi Model RKU dan RKTP

Stasiun	Pengelompokan	Nilai korelasi	
		RKU	RKTP
Stasiun meteorologi Citeko	Tanpa pengelompokan	0.838	0.822
	EM	0.964	0.945
Stasiun klimatologi Bogor	Tanpa pengelompokan	-0.304	-0.118
	EM	0.782	0.767
Stasiun meteorologi Jatiwangi	Tanpa pengelompokan	0.880	0.839
	EM	0.849	0.689
Stasiun geofisika Bandung	Tanpa pengelompokan	0.554	0.561
	EM	0.826	0.942

Jika dilihat dari pola pergerakan nilai dugaan curah hujan dari model RKU, maka menghasilkan jarak yang dekat dengan pola pergerakan nilai curah hujan aktual, artinya nilai RMSEP yang dihasilkan oleh model RKU dengan algoritma EM sangatlah kecil. Selain itu juga, pergerakan pola hasil dugaan model RKU memiliki pola pergerakan yang sama dengan nilai curah hujan aktual, artinya terdapat korelasi yang tinggi antara kedua nilai tersebut. Hal ini sesuai dengan nilai korelasi pada Tabel 3. Gambar pola pergerakan hasil dugaan curah hujan dan nilai curah hujan aktual disajikan pada Gambar 3.



GAMBAR 3. Grafik Pergerakan Pola Curah Hujan Aktual dan Dugaan Menggunakan Algoritma EM

KESIMPULAN DAN SARAN

Metode RKU menghasilkan nilai RMSEP kecil dan korelasi tinggi dibandingkan model RKTP. Akan tetapi jika berdasarkan proses pengelompokannya, maka pengelompokan EM memberikan nilai RMSEP kecil dan korelasi tinggi jika dibandingkan dengan tanpa pengelompokan. Sehingga pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa metode RKU dengan tahapan pengelompokan algoritma EM merupakan metode yang baik digunakan pada SD khususnya pada data luaran CFSRv2 dan curah hujan lokal Provinsi Jawa Barat.

REFERENSI

Johnson, R. A., & Winchern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis* (D. Ryan, Ed.; 6th ed.). Pearson Education, Inc.

- Jolliffe, I. T. 2002. *Principal Component Analysis* (2nd ed.). Springer. <http://link.springer.com/10.1007/b98835>.
- Kusuma, T. A., & Suparman. 2014. Algoritma Expectation-Maximization (EM) Untuk Estimasi Distribusi Mixture. *Jurnal Konvergensi*, Vol.4, No.2, 65–83.
- Marcus, G. L., Wattimanela, H. J., & Lesnussa, Y. A. 2012. Analisis Regresi Komponen Utama Untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas Dalam Analisis Regresi Linier Berganda (Studi Kasus: Curah Hujan di Kota Ambon Tahun 2010). *Jurnal Barekeng*, Vol.6, No.1, 31–40.
- Mardiani. 2014. Perbandingan Algoritma K-Means dan EM untuk Clusterisasi Nilai Mahasiswa Berdasarkan Asal Sekolah. *Citec Journal*, Vol.1, No.4(ISSN: 2354-5771), 316–325.
- Nurhayati. 2014. *Metode Regresi Komponen Utama, Regresi Kuadrat Terkecil Parsial, dan Lasso pada Data Kemiskinan Hasil Olahan Susenas 2012*. IPB (Bogor Agricultural University).
- Pitri, R., Soleh, A. M., & Djuraidah, A. 2018. Statistical Downscaling Modeling Through K-means Clustering. *IJSRSET*, Vol.4, No.9, 220–227.
- Soleh, A. M. 2015. *Pemodelan Linear Sebaran Gamma dan Pareto Terampat dengan Regularisasi L1 pada Statistical Downscaling untuk Pendugaan Curah Hujan Bulanan*. IPB (Bogor Agricultural University). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Trzaska, S., & Schnarr, E. 2014. A review of downscaling methods for climate change projections. *United States Agency for International Development by Tetra Tech ARD, September*, 1–42.
- Wigena, A. H. 2011. Regresi Kuadrat Terkecil Parsial untuk Statistical Downscaling. *Prosiding Scientific Jurnal Club*, Vol.16, No.2, 10–13.
- Wigena, A. H., Djuraidah, A., & Sahriman, S. 2015. Statistical Downscaling dengan Pergeseran Waktu Berdasarkan Korelasi Silang. *Jurnal Meteorologi Dan Geofisika*, Vo.16, No.1, 19–24.