

Analisis regresi dengan metode *support vector machine* IMERG *downscaled* di Karanganyar

Ariz Amanullah^{1*}, Raden Harya Dananjaya¹, Galuh Chrismaningwang¹

¹Teknik Sipil, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia

³Perusahaan, Kota, Negara

Article Info

Available online

Keywords:

IMERG

NDVI

Downscaling

Support Vector Machine

Validasi

Corresponding Author:

Ariz Amanullah

masizam2001@gmail.com

Abstract

Rainfall is the accumulation of rainwater in a uniform rain measurement that is flat and does not absorb, drip, or flow. The rain occurs on a wide scale and spreads out, but in Indonesia, the measurements are only conducted at a few points, so it is hard to describe the rainfall temporally or spatially. When predicting rainfall information on a regional or global scale, alternative data is needed, namely remote sensing in the form of Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM (IMERG) with large-scale spatial resolution. Furthermore, IMERG needs validated downscaling to be used as alternative data. IMERG downscaling uses the support vector machine (SVM) regression method and is validated using the R-squared (R²), root mean square (RMSE), and bias methods. IMERG downscaling data is validated using rainfall data taken with a rain gauge. The results of the downscaled and calibrated IMERG validation show relatively high R² and bias values, namely 0.901 and 0.2, respectively. However, the model exhibits a relatively small prediction error for rainfall, as evidenced by the average error value of 2.227 mm/day each year. Based on these validation results, this method holds great promise for utilization in areas with limited spacing between rainfall stations, as the model is capable of predicting rainfall data accurately in regions without rainfall stations. Further research is highly needed for the upcoming years.

Copyright © 2023 Universitas Islam Indonesia
All rights reserved

Pendahuluan

Latar belakang

Curah hujan ialah akumulasi air hujan dalam alat pengukur hujan yang seragam, yang datar, tidak menyerap, tidak menetes, dan tidak mengalir (BMKG, 2023). Curah hujan tersebut berasal dari hujan berskala luas dan menyebar. Namun data curah hujan tersebut hanya bisa didapatkan pada beberapa titik saja yang memiliki alat pengukur hujan. Data hujan tersebut kemudian berubah menjadi Informasi curah hujan.

Informasi curah hujan di Indonesia diperoleh dari stasiun hujan, namun

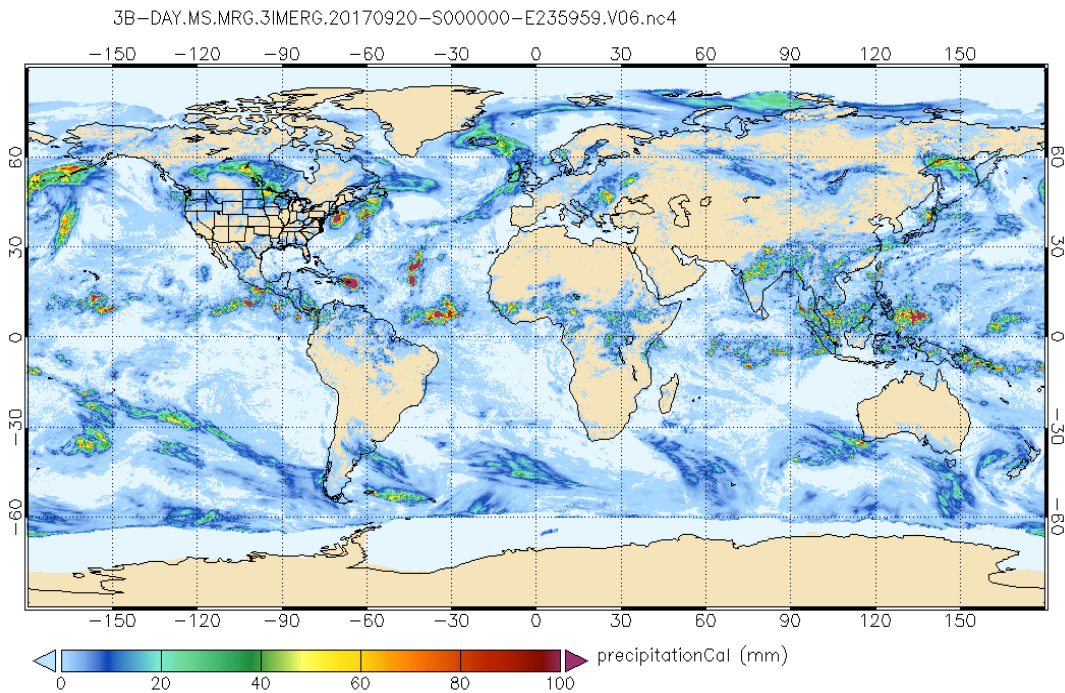
informasi tersebut tidak dapat memvisualkan curah hujan secara spasial maupun temporal. Oleh karena itu, penyebaran curah hujan secara temporal maupun spasial tidak merata, sehingga sulit untuk menentukan jumlah curah hujan yang sebenarnya di permukaan bumi (Partarini dkk., 2021)

Stasiun hujan tidak dapat mevisualisasikan dikarenakan beberapa alatnya sudah rusak yang menyebabkan adanya kekosongan data di dalamnya. Kekosongan data pada stasiun hujan dapat menyebabkan perkiraan curah hujan menjadi tidak efektif pada bagian tertentu. Oleh sebab itu,

sangat sulit untuk memvariasikan jumlah curah hujan efektif di wilayah tersebut (Jia dkk., 2013).

Ketika memperkirakan informasi curah hujan berskala regional maupun global bisa menggunakan data alternatif, yaitu penginderaan jarak jauh berupa data satelit *Intergrated Multi-satellite Retrievals for*

GPM (IMERG). IMERG memiliki resolusi spasial dengan skala yang besar, disebabkan hal tersebut IMERG perlu di *downscaling* kemudian di validasi agar bisa digunakan sebagai data alternatif curah hujan. Berikut ialah gambaran dari IMERG yang dinyatakan dengan Gambar 1.



Gambar.1 Data IMERG

Downscaling adalah metode prestisipasi satelit IMERG dengan data variabel lingkungan (*enviromtent variable*), yaitu *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* telah telah diteliti di banyak wilayah agar mendapatkan nilai presipitasi satelit IMERG beresolusi spasial yang akurat serta tepat (Zeng dkk., 2021). Proses *downscaling* dapat menjadikan resolusi IMERG lebih halus dengan tingkat akurasi lebih tinggi daripada dengan IMERG asli. Proses *downscaling* antara IMERG dan NDVI menggunakan *machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* agar mendapatkan akurasi tinggi dan resolusi spasial. Untuk mendapatkan curah hujan beresolusi spasial dengan akurasi tinggi bisa menggunakan dua *machine learning*,

Support Vector Machine (SVM), dan *Backpack Neural Network (BPNN)*, serta metode tradisional yaitu MLR (Min dkk, 2020).

Penelitian ini diharapkan mengetahui hasil dari IMERG *Downscaling* terkalibrasi serta tervalidasi dengan metode regresi *Support Vector Machines (SVM)*. Data tersebut bisa digunakan sebagai data alternatif curah hujan dari beberapa wilayah yang tidak memiliki stasiun hujan. Data tersebut juga bisa digunakan sebagai data infiltrasi air hujan untuk kebutuhan menghitung angka keamana lereng. Selain itu data tersebut bisa digunakan sebagai debit air hujan untuk menghitung DAS pada suatu daerah.

Tinjauan Pustaka

Min (2020) melakukan penelitian *downscaling* IMERG dengan dua *machine learning*, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *machine learning Back-Propagation Neural Network* (BPNN). Penelitian menggunakan data IMERG harian dari 2017 dan 2018 serta 6 variabel lingkungan (*variable environment*). Penelitian tersebut menghasilkan curah hujan yang menggunakan *machine learning Support Vector Machine* dengan R^2 dari 0,492 menjadi 0,615 dibandingkan dengan IMERG asli. Sebaliknya penggunaan *machine learning* BPPN kurang memuaskan.

Zeng (2021) melakukan penelitian *downscaling* spasial IMERG dan TRMM dengan aplikasi *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan variabel lingkungan (*variable environment*), yaitu NDVI dan DEM dengan resolusi spasial tinggi. Penelitian ini menggunakan data IMERG dan TRMM dari Oktober 2013 hingga Desember 2016. Penelitian tersebut menghasilkan curah hujan IMERG yang menggunakan aplikasi *Geographically Weighted Regression* (GWR) lebih baik 40% dibandingkan dengan hasil TRMM. Nilai RMSE dari penelitian tersebut sekitar 30%.

Shen (2021) melakukan penelitian perbandingan *downscaling* IMERG beresolusi spasial 0.1° menjadi 0.01° antara pendekatan *gradient boosting decision tree* (GBDT), metode *Random Forest* (RF), dan *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian menggunakan data IMERG dari tahun 2015 hingga 2018. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwasanya metode pendekatan GBDT dan RF lebih bagus jika dibandingkan dengan metode pendekatan SVM.

Sathianarayanan (2022) melakukan penelitian *downscaling* IMERG 0.1° menjadi 0.01° menggunakan empat *machine learning*, yaitu *Decision Trees*,

Multiple Linear Regression (MLR), *Support Vector Regressor*, dan *Random Forest* (RF). Penelitian tersebut menggunakan data indeks vegetasi NDVI, Topografi, *Land Surface Temperature* (LST), dan *latitude* maupun *longitude*. Penelitian tersebut menghasilkan *downscaling* IMERG spasial dengan keempat metode dapat meningkatkan akurasi data.

Landasan Teori

Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM (IMERG)

Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM (IMERG) ialah penggunaan satelit untuk menggabungkan satelit GPM lainnya agar dapat memprediksi curah hujan di beberapa permukaan bumi. Satelit ini sangat berharga terhadap sejumlah negara yang memiliki alat penadah hujan dengan tingkat akurasi rendah, dan tidak ada ataupun rusak. Perkembangan IMERG sudah mencapai versi 06, versi ini menggabungkan perkiraan curah hujan sebelumnya yang diperoleh oleh satelit *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) dengan perkiraan curah hujan terbaru yang dikumpulkan selama pengoperasian satelit GPM. Algoritma akan semakin bernilai ketika algoritma semakin banyak atau lebih lama lagi (Yusnaini dkk., 2022).

Perbandingan data masa lalu dengan masa sekarang berguna untuk menciptakan model iklim serta cuaca yang lebih akurat, memahami curah hujan salju normal maupun ekstrim di seluruh dunia. IMERG dapat memprediksi data curah hujan dengan benar dengan rentang harian dan jam-jaman (Yusnaini dkk., 2022).

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

Normalized Difference Vegetation Index ialah parameter kuat dan sederhana yang digunakan secara efisien untuk mengamati permukaan bumi (Nomura dkk., 2021).

NDVI merupakan salah satu dari sekian banyak variabel lingkungan (*variable environment*). Satelit NDVI berasal dari satelit *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS). Resolusi spasial NDVI ialah $250 \text{ m} \times 250 \text{ m}$ sehingga akurasinya lebih tepat dibandingkan data hujan IMERG.

NDVI berfungsi sebagai penglihatan jarak jauh yang berupa satelit melihat lahan berupa pohon serta makhluk hidup lainnya. Jika parameter NDVI kecil, maka jumlah pepohonan pada daerah tersebut sedikit (Moses, 2022). Parameter NDVI sering juga berfungsi untuk mengendalikan lahan pertanian dan pemantauan dampak iklim suatu wilayah. Disebabkan hal tersebut, NDVI sangat berhubungan dengan data curah hujan.

Downscaling Spasial IMERG

Cara *downscaling* memainkan peran penting ketika penglihatan jarak jauh karena pada dasarnya data memiliki resolusi yang rendah. Cara *downscaling* mengganti data beresolusi rendah menjadi data beresolusi tinggi (Wigena dkk., 2015). Metode *downscaling* ialah penggabungan variabel IMERG beresolusi rendah dengan variabel lingkungan beresolusi tinggi. Ciri khas ketika memilih variabel lingkungan terhadap metode *downscaling* berupa variabel beresolusi baik dan mudah didapatkan (Chen dkk., 2015). Perkembangan gaya *downscaling* terus berkembang mengikuti zaman, sehingga dapat menggunakan *machine learning* karena banyaknya data dapat menyulitkan untuk pengambilan keputusan.

Penggunaan *machine learning* ketika memprediksi cuaca atau iklim dapat diimplementasikan sebagai pengambilan keputusan di masa mendatang (Khairunisa dkk., 2020). *Machine learning* ialah mesin yang dibuat untuk belajar sendiri tanpa dipandu oleh penggunanya. Jumlah *Machine learning* banyak, salah satunya

yaitu *support vector machine* (SVM). Penelitian penulis menggunakan *support vector machine* (SVM) dalam metode *downscaling*.

Support Vector Machine (SVM)

Support vector machine (SVM) banyak digunakan di berbagai bidang, yaitu hidrologi, penglihatan jarak jauh, dan mengendalikan kekeringan. Support vector machine ialah salah satu machine learning selain K-Nearest Neighbor (KKN), Function Point (FP), Use Case Point (UCP), dan lainnya. SVM dikemukakan oleh Boser, Guyon, dan Vapnik pada tahun 1992 dengan pola pikir menganalisis data dan mengurutkannya ke dalam suatu kategori tertentu dan kemudian dibentuk ke dalam hyperlane. Garis pembatas (hyperlane) terbaik yang diperoleh dengan menghitung jarak (margin) antara support vector (SV).

SV ialah dua data dari tempat yang sama atau jenis berbeda yang memiliki jarak terdekat. Menurut (Jing dkk., 2017) persamaan regresi SVM dinyatakan dengan **Persamaan 1**. Regresi ini berisi bahasa pemrograman *python* dengan modul *library* yang diperoleh dari *scikit-learn*.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b \dots (1)$$

$f(x)$ merupakan fungsi regresi terhadap hujan hujan IMERG dengan variabel lingkungan, α, α_i^* merupakan pengali lagrange, N merupakan jumlah data yang terpilih sebagai *support vector*, x, x_i merupakan *support vector* atau input variabel, k merupakan kernel, dan b merupakan bias.

Kalibrasi IMERG

Kalibrasi ialah metode penyesuaian nilai indeks model agar menerima indeks yang dapat menghasilkan nilai maksimal dari data yang digunakan termasuk data curah hujan (Nuramalia dkk., 2022). Ada dua metode dalam teknik kalibrasi IMERG, antara lain *geographical differential analysis* (GDA) serta *geographical ratio*

analysis (GRA). Penggunaan metode GDA sudah banyak dilakukan terhadap proses kalibrasi TRMM (Duan dkk., 2013). Oleh karena itu penggunaan metode GDA dipilih dikarenakan meminimalisir nilai antara estimasi IMERG terkalibrasi dengan data curah hujan dari stasiun hujan. Persamaan GDA dinyatakan dengan Persamaan 2.

$$P_{IMERG}^{cal-10km} = P_{IMERG}^{uncal-10km} + P_{error}^{10km} \dots (2)$$

$P_{IMERG}^{cal-1km}$ merupakan perkiraan IMERG terkalibrasi, $P_{IMERG}^{uncal-1km}$ merupakan IMERG hasil *downscaling*, dan P_{error}^{10km} merupakan perkiraan hujan error. Perkiraan hujan error (P_{error}^{10km}) didapatkan dari interpolasi inverse distance weighting (IDW) terhadap selisih hujan error (P_{error}^{point}). Selisih tersebut ialah selisih perkiraan hujan IMERG hasil *downscaling* ($P_{IMERG}^{uncal-1km}$) dengan curah hujan stasiun ($P_{training}^{RGS}$).

Validasi IMERG

Validasi adalah metode penilaian model untuk memperoleh gambaran terhadap nilai ketidakpastian model tersebut (Nuramalia dkk., 2022). Data curah hujan dari stasiun hujan diluar teknik kalibrasi IMERG ($P_{testing}^{RGS}$) digunakan pada teknik validasi IMERG. Metode yang digunakan dalam validasi IMERG terkalibrasi dengan cara *R-squared* (R^2), *root mean square error* (RMSE), serta *bias* yang dinyatakan dengan Persamaan 3, Persamaan 4, serta Persamaan 5.

$$R^2 = \frac{((n)(\sum XY) - (\sum x)(\sum y))^2}{(n(\sum X^2) - (\sum X)^2)(n(\sum y^2) - (\sum y)^2)} \dots (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_{IMERG}^{cal-10km} - P_{testing}^{RGS})^2}{n}} \dots (4)$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n P_{IMERG}^{cal-1km}}{\sum_{i=1}^n P_{testing}^{RGS}} - 1 \dots (5)$$

Metode Penelitian

Pengumpulan Data

Data curah hujan stasiun hujan didapatkan melalui Balai Besar Bengawan Solo (BBWS). Data curah hujan IMERG dan variabel lingkungan NDVI pada penelitian ini adalah data sekunder dari web resmi. Data citra satelit tersebut dinyatakan dengan Tabel 1. Data stasiun hujan dari Balai Besar Bengawan Solo (BBWS) dinyatakan dengan Tabel 2.

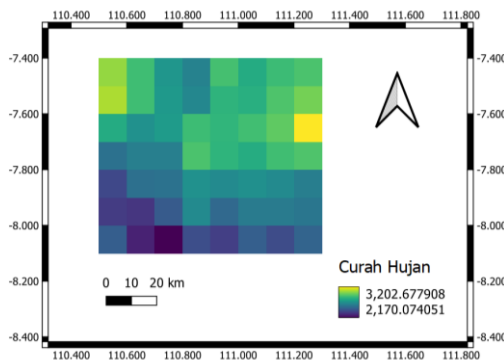
Tabel 1. Situs resmi citra satelit

Data	Situs
IMERG	https://disc.gsfc.nasa.gov/datasets/GPM_3IMERGDF_06/summary
NDVI	https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13a3v006/

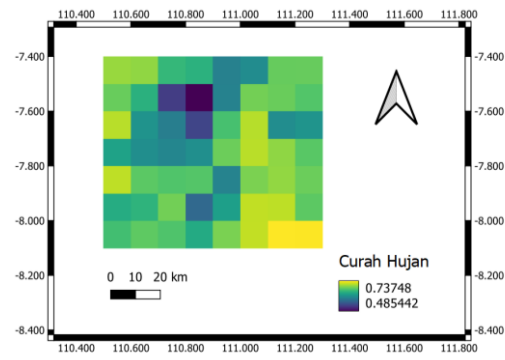
Tabel 2. Data stasiun hujan BBWS

Stasiun	Curah Hujan (mm/thn)	Tahun
Baturetno	2114	
Colo	2240	
Kalijambe	2527	
Klaten	2484	
Nepen	2718	
Pabelan	2437	
Parangjoho	1749	
Purwanto	1832	2020
Songputri	1960	
Tawamangu	4157	
Waduk Nawangan	1945	
Giriwoyo	1864	
Jatisrono	2446	
Pracimantoro	1772	
Tritis	2188	
Waduk delingan	2231	

Data curah hujan IMERG menggunakan data harian dari tanggal Januari 2020 hingga Desember 2020. Data variabel lingkungan (*variabel environment*) NDVI menggunakan data 16 harian mulai dari Januari 2020 hingga Desember 2020. Data curah hujan IMERG dinyatakan dengan Gambar 3. Data variabel lingkungan (*variabel environment*) NDVI dinyatakan dengan Gambar 4.



Gambar 3. IMERG 2020



Gambar 4. NDVI 2020

Downscaling IMERG

Downscaling IMERG merupakan pencarian korelasi antara data IMERG serta NDVI dengan model regresi support vector machine (SVM). Urutan pengerjaan downscaling IMERG :

1. Melakukan upscaling temporal dari IMERG beresolusi 10 km × 10 km harian (P_{IMERG}^{org}) menjadi IMERG beresolusi 10 km × 10 km tahunan ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$),
2. Melakukan upscaling spasial dari data NDVI beresolusi 250 m × 250 m 16 harian ($NDVI^{16day}$) menjadi NDVI beresolusi 10 km × 10 km tahunan ($NDVI^{10km}$),
3. Mencari korelasi antara IMERG ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) dengan data NDVI ($NDVI^{10km}$),
4. Menghitung rencana hujan perkiraan menggunakan model regresi support vector machine (SVM) dengan cara menggabungkan data antara IMERG 10 km dengan NDVI 250 m,
5. Menghitung rencana hujan residu (P_{res}^{10km}) dengan mengurangi rencana hujan perkiraan (P_{NDVI}^{10km}) dengan data hujan IMERG beresolusi 10 km × 10 km ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$),
6. Melakukan interpolasi spline pada rencana hujan residu (P_{res}^{10km}) sehingga mendapatkan rencana hujan residu beresolusi 10 km × 10 km,

7. Menghitung rencana hujan tak terkoreksi residu (P_{NDVI}^{250m}) ke dalam model regresi pada langkah 3,
8. Menghitung rencana hujan terkoreksi residu ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) dengan cara menambahkan hasil rencana hujan residu (P_{res}^{10km}) dengan estimasi hujan tak terkoreksi residu (P_{NDVI}^{250m}). Rencana cruah hujan terkoreksi ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) merupakan hasil dari downscaling IMERG.

Model Regresi Support Vector Machine (SVM)

Model regresi Support Vector Machine (SVM) yang dipakai agar mendapatkan estimasi hujan perkiraan (P_{NDVI}^{10km}) dan estimasi hujan tak tekoreksi residu (P_{NDVI}^{250m}) pada proses downscaling IMERG dengan menuliskan script dengan bantuan Jupyter Notebook dengan bahasa python. Urutan penulisan script:

1. Memasukkan data ASCII Grid
Data IMERG dan NDVI yang ada dikonversikan kedalam ASCII Grid dan dituliskan dalam script,
2. Pengelompokkan input feature (x) dan target (y)
Data yang sudah dimasukkan dipanggil dengan modul import pandas as pd. Data tersebut dibentuk dalam array yang disajikan dengan tabel data frame,

3. *Feature scaling data*

Data frame tersebut kemudian di *scale* agar memudahkan analisis karena nilai IMERG dan NDVI memiliki perbedaan rentang. *Data frame* dipanggil dengan modul *form sklearn.preprocessing import StandardScaler*.

4. Penentuan parameter regresi SVM

Penentuan parameter regresi SVM memerlukan beberapa kernel, c, dan gamma. Penentuan parameter tersebut dilakukan dengan uji coba mana yang terbaik,

5. Penyusunan model regresi SVM

Parameter yang sudah dipilih kemudian dimasukkan dalam model regresi SVM yang dipanggil dengan modul *from sklearn.svm import SVR* yang kemudian di inverse dikarenakan nilai model masih dalam *scaling* dengan memanggil modul *sc_y.inverse_transform(predictions)*.

Kalibrasi IMERG

Kalibrasi data IMERG menggunakan data estimasi hujan terkoreksi ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) dengan set data curah hujan stasiun ($P_{training}^{RGS}$). Urutan pengerjaan kalibrasi IMERG:

1. Mencari selisih hujan error (P_{error}^{point}) dengan mengurangi data hasil *downscaling* ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) dengan data stasiun hujan training ($P_{training}^{RGS}$),
2. Hasil data diatas dilakukan interpolasi *inverse distance weighting* (IDW) dan mendapatkan ($P_{training}^{10m}$),
3. Estimasi hujan terkalibrasi ($P_{IMERG}^{cal-10km}$) didapatkan dari penjumlahan hasil interpolasi dengan hujan error ($P_{error}^{10 km}$) serta mendapatkan hujan terkalibrasi ($P_{error}^{cal 10 km}$).

Validasi IMERG

Validasi data IMERG dilakukan dengan menggunakan data hujan terkalibrasi ($P_{error}^{cal 10m}$) yang akan divalidasi dengan data testing curah hujan stasiun ($P_{testing}^{RGS}$).

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Data Hujan Stasiun

Data curah hujan stasiun hujan didapatkan dari Balai Besar Wilayah Sungai (BBWS) Bengawan Solo, Jawa Tengah. Data tersebut kemudian dipakai untuk proses kalibrasi dan Validasi IMERG. Penentuan set data training dinyatakan dengan Tabel 3. Penentuan set testing hujan stasiun dinyatakan dengan Tabel 4.

Tabel 3. Set Data Training

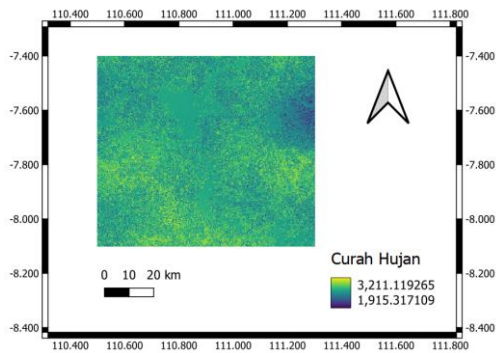
Stasiun	Curah Hujan
Parangjoho	1749
Purwanto	1832
Waduk	1945
Nawangan	2114
Baturetno	2231
Waduk	2437
Delingan	2484
Pabelan	2718
Klaten	4157
Nepen	
Tawamangu	

Tabel 4. Set Data Testing

Stasiun	Curah Hujan
Pracimantoro	1772
Giriwoyo	1864
Songputri	1960
Tritis	2188
Colo	2240
Jatisrono	2446
Kalijambe	2527

Downscaling IMERG

Downscaling IMERG membutuhkan data IMERG asli 10 km × 10 km, *upsampling* NDVI 10 km × 10 km, dan serta NDVI asli 250m × 250m sehingga diperoleh estimasi hujan terkoreksi ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$). Data hujan terkoreksi dinyatakan dalam Gambar 5.

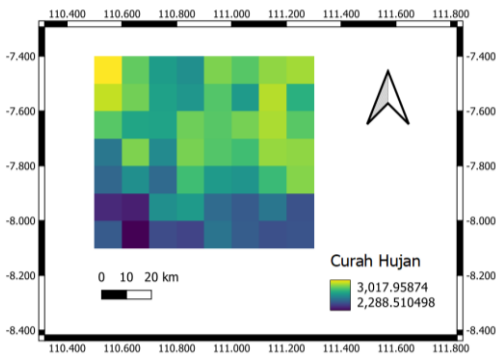


Gambar 5. Estimasi Hujan Terkoreksi

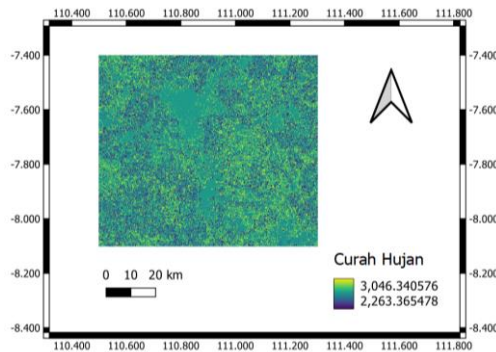
Regresi Support Vector Machine (SVM)

Regresi Support Vector Machine (SVM) memperoleh data hujan perkiraan (P_{NDVI}^{10km})

dan hujan perkiraan (P_{NDVI}^{250m}). Data hujan perkiraan dinyatakan dengan Gambar 6. Data hujan tak terkoreksi residu dinyatakan dengan Gambar 7.



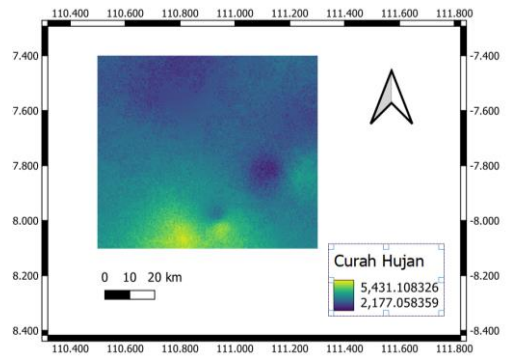
Gambar 6. Hujan Perkiraan



Gambar 7. Hujan Tak Terkoreksi

Kalibrasi IMERG

Kalibrasi IMERG menggunakan data hujan terkoreksi ($P_{IMERG}^{uncal-10km}$) dan data training stasiun curah hujan ($P_{training}^{RGS}$). Kalibrasi IMERG memperoleh data hujan terkalibrasi ($P_{error}^{cal 10 km}$). Data tersebut dinyatakan dengan Gambar 8.



Gambar 8. Hujan Terkalibrasi

Validasi IMERG

Validasi IMERG menggunakan data hujan terkalibrasi ($P_{error}^{cal 10 km}$) dan data stasiun hujan testing ($P_{testing}^{RGS}$). Validasi IMERG memperoleh nilai R^2 , $RMSE$, dan $bias$. Nilai perbandingan IMERG data hujan terkalibrasi ($P_{error}^{cal 10 km}$) dan stasiun hujan testing ($P_{testing}^{RGS}$) diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Tabel Perbandingan data hujan tahunan IMERG terkalibrasi dan ter-downscaling serta stasiun hujan pada tahun 2020

Data Hujan Terkalibrasi	Stasiun Hujan Testing	Stasiun
564.59	1772.00	Pracimantoro
492.66	1864.00	Giriwoyo
1123.89	1960.00	Songputri
2170.54	2188.00	Tritis
1942.11	2240.00	Colo
3170.33	2446.00	Jatisrono
2526.76	2527.00	Kalijambe

Data Tabel 5 memperlihatkan data IMERG yang sudah ter-downscaling dan terkalibrasi serta stasiun hujan yang menjadi pembanding. Hasil tersebut menunjukkan bahwa beberapa data IMERG memiliki nilai yang tidak terlalu jauh dengan data stasiun hujan. Data tersebut kemudian divalidasi dengan mencari nilai R^2 , $RMSE$, dan $bias$. Hasil validasi R^2 , $RMSE$, dan $bias$ diperlihatkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai validasi R^2 , $RMSE$, dan bias

R2	RMSE	Bias
0.901	815.104	0.200

Hasil tersebut menunjukkan model dapat memprediksi variasi spasial data curah hujan dengan baik, hal ini ditunjukkan dengan nilai R^2 yang cukup tinggi, yaitu sebesar 0.901. Hasil tersebut juga menunjukkan kecenderungan yang konsisten dalam memprediksi curah hujan yang ditunjukkan dengan nilai $bias$ sebesar 0.2. Tabel 6 juga menunjukkan bahwa kesalahan prediksi curah hujan cukup kecil, hal ini dibuktikan nilai kesalahan rerata tiap tahun sebesar 2,227 mm/hari. Berdasarkan hasil validasi metode ini sangat menjajikan untuk digunakan di daerah yang stasiun hujanya terbatas jarak karena model ini mampu memprediksi dengan cukup akurat data hujan di daerah yang tidak memiliki stasiun hujan.

Kesimpulan

Penelitian ini memiliki hasil validasi R^2 memiliki nilai 0.901, $bias$ memiliki nilai, dan $RMSE$ sebesar 815.104 mm/th yang berarti memiliki kesalahan prediksi curah hujan cukup kecil, hal ini dibuktikan nilai kesalahan rerata tiap tahun sebesar 2,227 mm/hari. Berdasarkan hasil validasi metode ini sangat menjajikan untuk digunakan di daerah stasiun hujanya terbatas di daerah yang tidak memiliki stasiun hujan. Data curah hujan bisa

dijadikan sebagai data alternatif, sehingga penelitian lebih lanjut sangat dibutuhkan untuk tahun-tahun berikutnya.

Penggunaan data IMERG sebagai alternatif data curah hujan bisa digunakan untuk menghitung debit air pada DAS. Penggunaan data IMERG sebagai alternatif data curah hujan bisa juga digunakan untuk menghitung infiltrasi curah hujan terhadap lereng agar bisa menganalisis *safety factor* (SF) lereng.

Daftar Pustaka

- Sathianarayanan dkk. (2022). Spatial downscaling of gpm imerg v06 gridded precipitation using machine learning algorithms. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 327-332.
- BMKG. (2023, Juni 23). *Daftar Istilah Klimatologi*. Retrieved from Balai Besar Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Wilayah III: [balai3.denpasar.bmkg.go.id/daftar-istilah-musim#:~:text=Curah%20Hujan%20\(mm\)%20adalah%20ketinggian,tidak%20meresap%20dan%20tidak%20mengalir](http://balai3.denpasar.bmkg.go.id/daftar-istilah-musim#:~:text=Curah%20Hujan%20(mm)%20adalah%20ketinggian,tidak%20meresap%20dan%20tidak%20mengalir).
- Chen dkk. (2015). An Improved Spatial Downscaling Procedure for TRMM 3B43 Precipitation Product Using Geographically Weighted Regression. *Journal of Selected Topics In Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4592-4604.
- Duan dkk. (2013). First results from Version 7 TRMM 3B43 precipitation product in combination with a new downscaling-calibration procedure. *Remote Sensing of Environment*, 1-13.

- Jia dkk. (2013). First results from Version 7 TRMM 3B43 precipitation product in combination with a new downscaling–calibration procedure. *Remote Sensing of Environment*, 1-13.
- Jing dkk. (2017). Reconstructing Satellite-Based Monthly Precipitation over Northeast China Using Machine Learning Algorithms. *remote sensing*, 1-17.
- Khairunisa dkk. (2020). Metode Support Vector Machine Quantile Regression (SVMQR) Sederhana untuk Memprediksi Tingkat Curah Hujan Ekstrem Di Musim Kemarau Menggunakan Model Iklim GCM CMC1-CanCM3. *Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informasi*, 1-14.
- Min dkk. (2020). Spatially Downscaling IMERG at Daily Scale Using Machine Learning Approaches Over Zhejiang, Southeastern China. *Frontiers in Earth Science*, 1-15.
- Moses. (2022). Analisis Stabilitas Lereng Menggunakan Data TRMM Downscaling dan Terkalibrasi Dengan Metode Regresi Support Vector Machines. *skripsi*, 1-56.
- Nomura dkk. (2021). Downscaling of MODIS NDVI by Using a Convolutional Neural Network-Based Model with Higher Resolution SAR Data. *remote sensing*, 1-20.
- Nuramalia dkk. (2022). Keandalan Data Curah Hujan Satelit TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) Terhadap Data Curah Hujan Stasiun Bumi pada Beberapa Sub DAS di DAS Brantas. *Jurnal Aplikasi Teknik Sipil*, 207-222.
- Partarini dkk. (2021). Koreksi dan validasi data curah hujan satelit gpm-imerg dan chirps di das selorejo, kabupaten malang. *Prosiding CEEDRIMS 2021 Inovasi Teknologi dan Material Terbarukan Menuju Infrastruktur Yang Aman Terhadap Bencana dan Ramah Lingkungan*, 149-156.
- Shen dkk. (2021). Downscaling the GPM-based satellite precipitation retrievals using gradient. *Journal of Hydrology*, 1-12.
- Wigena dkk. (2015). Stastical Downscaling dengan Pergeseran Waktu berdasarkan Korelasi Silang. *disertasi*, 19-24.
- Yusnaini dkk. (2022). Jurnal Ilmu Fisika. *Statistical Comparison of IMERG Precipitation Products with Optical Rain Gauge Observations over Kototabang, Indonesia*, 10-20.
- Zeng dkk. (2021). Spatial Downscaling of IMERG Considering Vegetation Index Based on Adaptive Lag Phase. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSIENGE AND REMOTE SENSING*, 1-15.