

Pemodelan Spasial Permeabilitas Tanah Menggunakan Metode Interpolasi Spasial di Sub-DAS Cikamiri, DAS Cimanuk Hulu

Spatial Modeling of Soil Permeability Using Spatial Interpolation Methods in the Cikamiri Sub-Watershed, Cimanuk Hulu Basin

Shantosa Siswanto^{1*}, Patrick Leonardo¹, Chay Asdak²

¹Departemen Ilmu Tanah, Fakultas Pertanian, Universitas Padjadjaran, Jatinangor 45363, Indonesia

²Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Industri Pertanian, Universitas Padjadjaran, Jatinangor 45363, Indonesia

*E-mail: shantosa@unpad.ac.id

Diterima: 7 Juli 2025; Disetujui: 30 Maret 2026

ABSTRAK

Sub-DAS Cikamiri merupakan bagian hulu dari DAS Cimanuk Hulu yang memiliki peran penting dalam pengendalian hidrologis dan konservasi lahan. Wilayah ini menghadapi kendala keterbatasan data pengamatan secara langsung untuk memetakan heterogenitas permeabilitas tanah secara kontinu. Sehingga, penilaian kondisi hidrologi dan konservasi merupakan hal yang penting untuk dilakukan. Parameter permeabilitas tanah merupakan komponen yang penting dalam pemodelan untuk menilai kondisi hidrologi. Parameter tersebut membutuhkan input variabilitas spasial yang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan tiga metode interpolasi spasial, yaitu *Inverse Distance Weighting* (IDW), *Ordinary Kriging*, dan *Ordinary Co-Kriging* dalam memodelkan distribusi permeabilitas tanah di Sub-DAS Cikamiri. Sebanyak 95 titik sampel lapangan digunakan sebagai dasar training interpolasi dan validasi. Analisis interpolasi dilakukan menggunakan software *Geographic Information System* (GIS). Evaluasi akurasi model dilakukan dengan parameter *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Normalized Root Mean Square Error* (NRMSE). Hasil menunjukkan bahwa metode Co-Kriging menghasilkan prediksi paling akurat (RMSE = 24,42; MSE = 596,78; NRMSE = 1,05), disusul oleh Kriging (RMSE = 24,91; MSE = 620,65; NRMSE = 1,07) dan IDW (RMSE = 25,03; MSE = 626,80; NRMSE = 1,08). Performa Co-Kriging yang unggul dikaitkan dengan kemampuannya mengintegrasikan variabel sekunder dan meminimalkan variansi galat estimasi. Oleh karena itu, dalam studi ini Co-Kriging merupakan metode terbaik untuk mengestimasi permeabilitas tanah secara spasial dalam konteks pengelolaan DAS. Temuan ini menekankan pentingnya pemilihan metode interpolasi yang tepat untuk meningkatkan akurasi input dalam pemodelan hidrologi.

Kata kunci: Co-Kriging; Hidrologi; IDW; Interpolasi spasial; Kriging; Sub-DAS Cikamiri;

ABSTRACT

The Cikamiri Sub-Watershed, located in the upstream part of the Cimanuk Hulu Basin, plays a crucial role in hydrological control and land conservation. This area faces the challenge of limited direct observational data for continuously mapping soil permeability heterogeneity. Therefore, assessing its hydrological and conservation conditions is essential. Soil permeability is a vital parameter in hydrological modeling, requiring accurate spatial variability input. These parameters require accurate spatial variability inputs. This study aims to compare three spatial interpolation methods—Inverse Distance Weighting (IDW), Ordinary Kriging, and Ordinary Co-Kriging—in modeling soil permeability distribution in the Cikamiri Sub-Watershed. A total of 95 field sample points were used as the basis for interpolation, and the interpolation analysis was performed using Geographic Information System (GIS) software. Accuracy evaluation was conducted using Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), and Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) parameters. The results indicate that the Co-Kriging method yielded the most accurate predictions (RMSE = 24,42; MSE = 596,78; NRMSE = 1,05), followed by Kriging (RMSE = 24,91; MSE = 620,65; NRMSE = 1,07) and IDW (RMSE = 25,03; MSE = 626,80; NRMSE = 1,08). The superior performance of Co-Kriging is attributed to its ability to integrate secondary variables and minimize estimation error variance. Therefore, in this study, Co-Kriging is identified as the best method for spatially estimating soil permeability in the context of watershed management. This finding emphasizes the importance of selecting an appropriate interpolation method to enhance input accuracy in hydrological modeling.

Keywords: Cikamiri Sub-Watershed; Co-Kriging; Hydrology; IDW; Kriging; Spatial Interpolation

PENDAHULUAN

Sub-DAS Cikamiri terletak di hulu DAS Cimanuk Hulu dan berperan penting sebagai sumber air utama bagi wilayah sekitarnya (Asdak et al., 2023). Hilir dari Sub-DAS Cikamiri ini mencapai wilayah Kabupaten Garut. Namun, kawasan ini tergolong kritis dengan luas lahan kritis mencapai 3.572 ha

atau 35% dari total di Kabupaten Garut, menjadikannya sub-DAS terluas kedua dalam kategori ini (Susetyaningsih, 2012). Akibatnya, kekritisan lahan tersebut berpotensi menghasilkan bencana hidrologis, seperti banjir, sedimentasi, dan kekeringan. Oleh karena itu, penilaian siklus hidrologi sangatlah diperlukan, terlebih lagi, tiap sub-

DAS memiliki kondisi hidroklimatologi serta karakteristik lahan yang berbeda.

Karakteristik yang heterogen memerlukan pendekatan saintifik berbasis model hidrologi. Model hidrologi berperan sebagai instrumen krusial dalam penilaian siklus hidrologi melalui kemampuannya untuk menguantifikasi setiap komponen neraca air secara sistematis. Penggunaan model ini memungkinkan identifikasi proses-proses hidrologi yang kompleks di daerah aliran sungai (DAS), mulai dari infiltrasi hingga limpasan permukaan. Keakuratan output penilaian tersebut sangat bergantung pada tingkat kompleksitas model serta kelengkapan data variabilitas spasial di dalam DAS. Dalam konteks ini, model terdistribusi berbasis fisik dipandang lebih unggul dibandingkan model konseptual karena mampu merepresentasikan realitas fisik siklus hidrologi secara lebih detail dan akurat (Ruelland et al., 2008). Pendekatan terdistribusi ini menjamin bahwa setiap unit lahan dalam DAS dinilai berdasarkan karakteristik uniknya, sehingga menghasilkan estimasi hidrologis yang lebih representatif bagi manajemen sumber daya air.

Kondisi meteorologi serta karakteristik fisik dari sub-DAS seperti kemiringan, lithologi, penggunaan lahan memerlukan sejumlah besar parameter fisik yang diperoleh dari data lapangan (Ocio et al., 2020). Parameter-parameter esensial tersebut meliputi data debit, curah hujan, serta karakteristik tanah seperti tekstur, karbon organik, dan permeabilitas. Namun keterbatasan sampel lapangan ini memberikan tantangan dalam merepresentasikan kondisi wilayah secara utuh. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan interpolasi spasial melalui metode geostatistik untuk mengestimasi nilai pada titik yang tidak tersampel. Sehingga estimasi spasial tersebut diintegrasikan ke dalam model hidrologi terdistribusi, yang mampu mensimulasikan proses hidrologi secara mendetail pada setiap unit lahan berdasarkan variabilitas karakteristik fisiknya.

Penerapan model terdistribusi ini menjadi krusial karena kualitas dari input ini memiliki dampak signifikan pada proses formulasi model dan hasil yang diperoleh. Kegagalan dalam mempertimbangkan variabilitas spasial dari input data yang dibutuhkan akan menyebabkan kesalahan dalam nilai parameter model (Charles et al., 2013). Dengan demikian, input – input data yang belum tergambarkan secara spasial, seperti data lapangan tekstur, permeabilitas, dan C-Organik, harus disiapkan sebagai data terdistribusi secara spasial sebelum dimasukkan sebagai input ke dalam model hidrologi. Keterbatasan data dan kebutuhan model ini diselesaikan melalui teknik interpolasi.

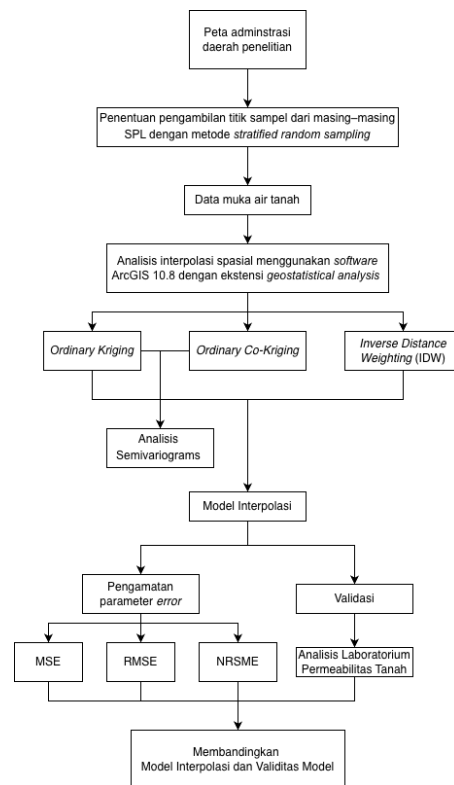
Dalam analisis geospasial, interpolasi berfungsi untuk memprediksi nilai dari suatu variabel utama pada titik-titik dalam wilayah yang sama dengan lokasi yang diambil sampelnya (Li & Heap, 2014). Maka dari itu, penggunaan dan penentuan teknik interpolasi spasial dapat menjadi alternatif metode. Pemilihan teknik interpolasi spasial dapat mempengaruhi hasil dan kompleksitas prosesnya. Maka tujuan dalam studi ini adalah untuk mengevaluasi kemampuan beberapa teknik interpolasi yang digunakan, yaitu : *Inverse Distance Weighting* (IDW) sebagai metode deterministik berbasis jarak, *Ordinary kriging* sebagai metode geostatik berbasis autokorelasi spasial, serta *Co-kriging* yang mengintergrasikan variabel sekunder untuk meningkatkan presisi estimasi. Ketiga teknik ini dibandingkan untuk menggambarkan variabilitas spasial permeabilitas tanah berdasarkan data lapangan yang tersedia. Efektivitas setiap metode dievaluasi dengan membandingkan nilai aktual terhadap nilai prediksi dengan menggunakan beberapa kriteria *standard error*.

METODOLOGI

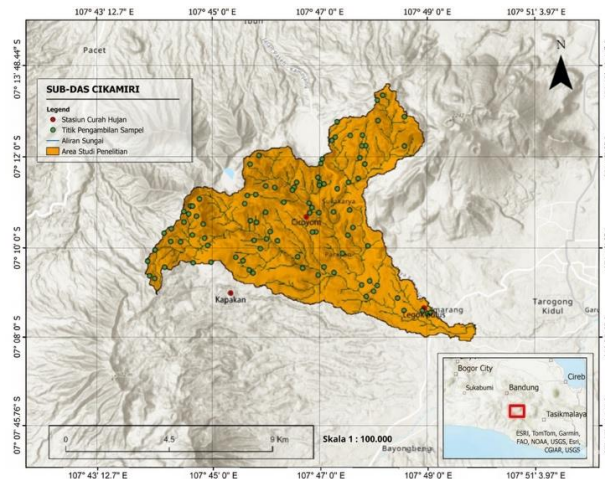
Deskripsi Umum Daerah Penelitian

Rangkaian prosedur analisis interpolasi dan validasi model dalam penelitian ini mengikuti alur kerja pada Gambar 1. Penelitian ini dilaksanakan di wilayah Sub-DAS Cikamiri, DAS Cimanuk Hulu yang secara administratif terletak di Kabupaten Garut, Provinsi Jawa Barat dengan koordinat 107° 43' 12.7" E sampai 107° 51' 3.97" E dan 07° 13' 48.44" S sampai 07° 07' 45.76" S (Gambar 2). Lokasi ini dipilih karena signifikansi hidrologisnya sebagai bagian hulu dari DAS Cimanuk Hulu yang mengalir menuju wilayah hilir Kabupaten Garut (Java et al., 2023). Pemilihan Sub-DAS Cikamiri sebagai lokasi penelitian didasarkan pada kondisi topografis dengan luas daerah seluas 6,258.77 Ha dengan ketinggian tempat berkisar dari 872 – 2,122 m di atas permukaan laut. Karakteristik hidroklimatologi di wilayah ini didukung oleh tiga stasiun curah hujan, yakni stasiun Kapakan, Ciroyom, dan Legok pulus. Dengan rata – rata curah hujan berkisar dari 2,209.97 – 3,596.90 mm tahun⁻¹. Distribusi spasial curah hujan dari ketiga stasiun tersebut disajikan pada Gambar 3a.

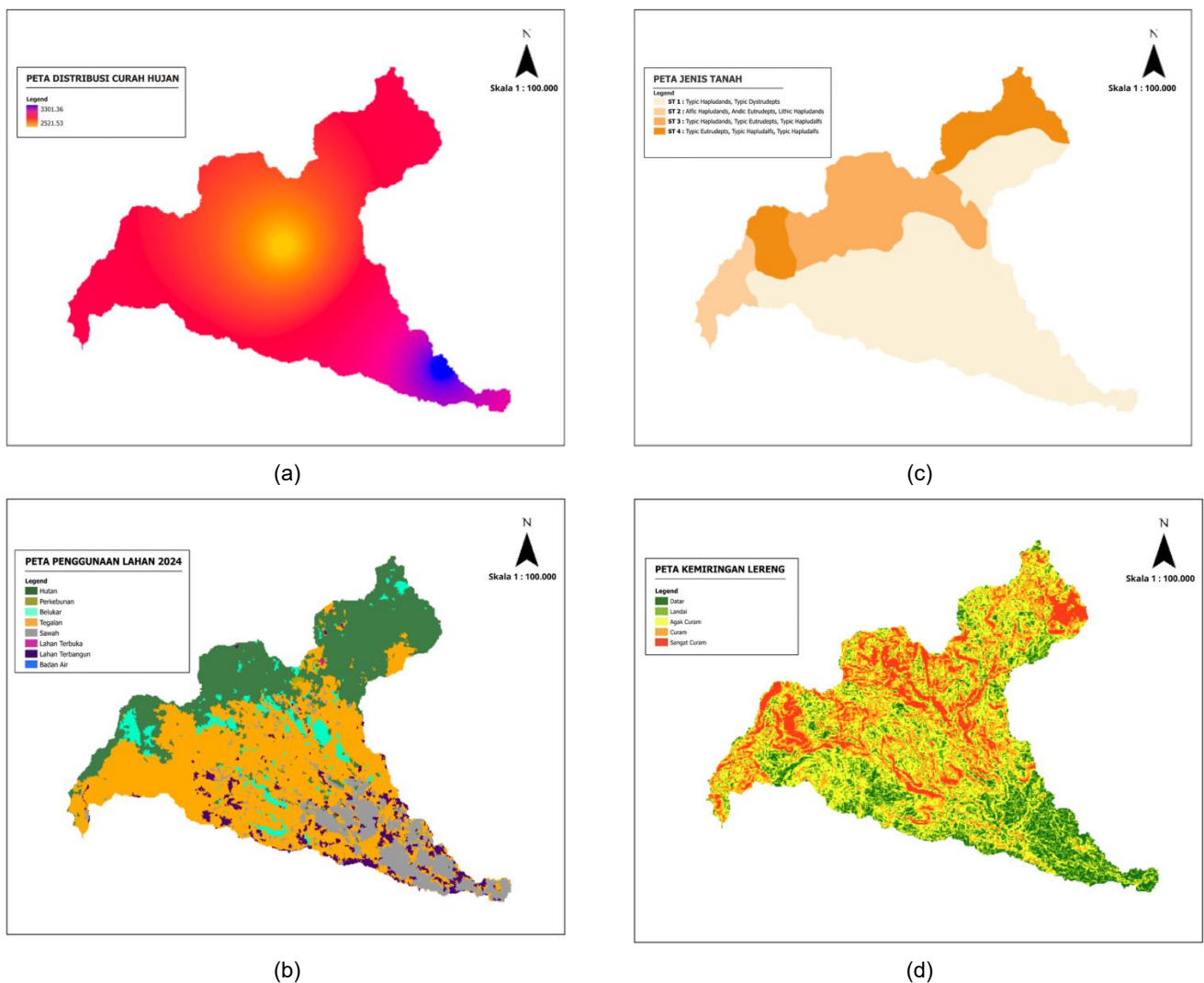
Selain faktor iklim, kondisi tutupan lahan dan pedologi menjadi parameter krusial dalam dinamika hidrologi wilayah ini. Berdasarkan hasil interpretasi citra Sentinel-2A pada tahun 2024, diketahui bahwa penggunaan lahan di Sub-DAS Cikamiri didominasi oleh lahan pertanian lahan kering (Gambar 3b). Pada Sub-DAS Cikamiri diketahui terdapat empat kelas jenis tipe tanah (ST) yang dikategorikan berdasarkan Balai Besar Pengujian Standar Instrumen Sumberdaya Lahan Pertanian (BSIP SDLP) dengan skala 1 : 50.000 (Gambar 3c). Berdasarkan peta tersebut diketahui bahwa ST 1 merupakan tipe tanah yang dominan yang terdiri dari *Typic hapludands* dan *Typic Dystrudepts*. Gambar 3d menunjukkan variasi kemiringan lereng juga terdiri dari datar hingga sangat curam.



Gambar 1. Rangkaian Alur Penelitian



Gambar 2. Area Lokasi Studi. Sub-DAS Cikamiri, Jawa Barat, Indonesia



Gambar 3. Kondisi Fisik di Sub-DAS Cikamiri. (a) Peta distribusi curah hujan (b) Peta Penggunaan Lahan dan Penutupan Lahan (LULC) (c) Peta distribusi jenis tanah (d) Peta kelas kemiringan lereng

Pengambilan Sampel Tanah Permeabilitas

Penentuan pengambilan sampel untuk permeabilitas didasarkan dengan pembuatan Satuan Peta Lahan (SPL) yang dibuat untuk menentukan titik pengambilan sampel tanah. Pengambilan sampel tanah Pembuatan peta SPL ini dibuat berdasarkan *overlay* menggunakan tool *Intersect* pada ArcMap 10.8 dari empat peta, yakni peta jenis tanah, penggunaan lahan, peta iklim, dan kemiringan lereng

(Gambar 3). Proses identifikasi SPL dilakukan melalui *overlay* dengan menyingkirkan area badan air dan lahan terbangun yang menurunkan infiltrasi. Dengan demikian, interpolasi Kriging dan Co-Kriging difokuskan pada lahan alami untuk memperkecil kesalahan prediksi (Wang et al., 2024). Selanjutnya penentuan pengambilan titik sampel dari masing-masing SPL menggunakan metode *stratified random sampling* menggunakan rumus dari Cohen (1977,

(1) dalam Olofsson et al., (2014) dan didapatkan sebanyak 95 titik sampel lapangan untuk pengambilan sampel tanah permeabilitas menggunakan ring sample (*undisturbed sample*) (Gambar 2). Prosedur ini dilakukan dengan menekan *ring sample* ke dalam profil tanah secara perlahan menggunakan *sample holder* guna menjaga struktur asli tanah dan pori-porinya tetap utuh, sehingga representasi nilai permeabilitas yang diperoleh akurat.

$$n = \frac{(\sum W_i S_i)^2}{[s(\hat{\theta})]^2 + \left(\frac{1}{N}\right) \sum W_i S_i^2} \approx \left(\frac{\sum W_i S_i}{s(\hat{\theta})}\right)^2 \quad (1)$$

Analisis Laboratorium

Analisis sifat fisik tanah dilakukan di Laboratorium Fisika, Konservasi, Genesis, dan Evaluasi Lahan, Fakultas Pertanian, Universitas Padjadjaran. Pengukuran permeabilitas atau konduktivitas hidraulik jenuh (K_{sat}) didasarkan pada prinsip Hukum Darcy (Darcy, 1856). Prosedur analisis diawali dengan penjujukan sampel tanah tidak terganggu (*undisturbed sample*) selama minimal 24 jam untuk memastikan seluruh ruang pori tanah terisi oleh air. Pengukuran dilakukan menggunakan perangkat permeameter tipe *constant head* dengan sistem aliran satu arah. Data debit aliran air dicatat secara periodik selama durasi 2 jam setelah kondisi tunak (*steady state*) tercapai. Nilai permeabilitas kemudian dihitung berdasarkan perbandingan antara laju aliran air dengan gradien hidraulik yang diberikan.

Analisis Statistik dan Metode Interpolasi Spasial

Model interpolasi spasial secara umum digunakan untuk melakukan estimasi nilai pada wilayah unsampled point berdasarkan nilai yang diobservasi (*sampled point*) (Li & Heap, 2014). Guna menjamin objektivitas hasil, analisis dilakukan sebanyak 76 sampel atau 80% dari total populasi data, digunakan untuk menyusun model interpolasi spasial sebelum kinerjanya diuji terhadap data validasi tersebut dan 20% dari total data sampel (19 titik) sebagai data validasi mandiri untuk menguji performa model dalam memprediksi nilai di lokasi yang tidak tersampel (Gambar 4). Metode interpolasi yang digunakan terdiri dari metode geostatistik dan metode deterministik (Charles et al., 2013).

Aplikasi yang digunakan untuk interpolasi adalah aplikasi ArcMap 10.8 pada tool *spatial analyst* untuk menganalisis interpolasi data. Sebelum dilakukan interpolasi, data permeabilitas tanah melalui rangkaian pra-pemrosesan untuk menjamin validitas hasil estimasi melalui uji normalitas Kolmogorov-Smirnov. Tahapan ini menjadi syarat krusial mengingat metode geostatistik mengasumsikan distribusi data yang normal guna meminimalisir bias. Apabila data menunjukkan distribusi asimetris, dilakukan transformasi logaritma (*log transformation*) melalui *Jupyter Notebook* (Python) untuk menstabilkan varians dan mengoreksi simpangan baku (Curran-Everett, 2018). Efektivitas transformasi ini kemudian divalidasi secara visual menggunakan analisis Q-Q Plot, di mana kedekatan titik data dengan garis referensi teoretis menjadi bukti bahwa asumsi normalitas telah terpenuhi dan data siap untuk dianalisis lebih lanjut.

Setelah asumsi normalitas terpenuhi, analisis semivariogram diterapkan untuk memodelkan struktur variasi spasial data secara kuantitatif. Peran utama analisis ini adalah menetapkan kerangka hubungan antar lokasi pengamatan secara matematis sebelum proses interpolasi dilakukan. Hasil pemodelan semivariogram terpilih menjadi acuan utama bagi mesin interpolasi geostatistik dalam memproyeksikan data titik menjadi informasi area yang kontinu. Pendekatan sistematis ini memastikan bahwa

variabilitas fisik tanah di seluruh Sub-DAS Cikamiri dapat digambarkan secara presisi guna mendukung kebutuhan input data pada model hidrologi terdistribusi.

Inverse Distance Weighting (IDW)

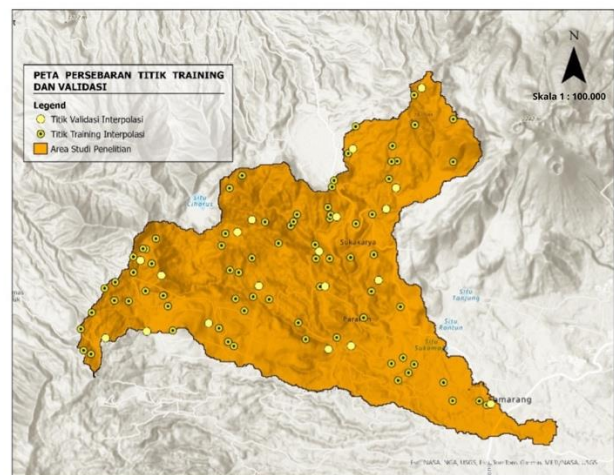
Metode interpolasi deterministik yang digunakan adalah metode *Inverse Distance Weighting* (IDW) yang didasarkan pada lokasi stasiun pengukuran dan pada nilai yang diukur. Secara umum, metode ini melakukan peramalan nilai yang terregionalisasi mempertimbangkan rata-rata tertimbang dari nilai-nilai terregionalisasi yang diamati. Metode IDW merupakan salah satu teknik interpolasi spasial deterministik yang paling banyak digunakan oleh para peneliti di bidang geosains dan geografi. Metode ini telah tersedia dalam berbagai perangkat lunak GIS. Secara prinsip, IDW mengasumsikan bahwa nilai atribut pada dua titik lokasi memiliki keterkaitan, namun tingkat kemiripan nilainya akan menurun seiring dengan meningkatnya jarak antar lokasi tersebut. Formula dari IDW dirumuskan sebagai berikut (2 - 3) (Maleika, 2020).

$$\hat{R}_p = \sum_{i=1}^N w_i R_i \quad (2)$$

$$w_i = \frac{d_i^{-\alpha}}{\sum_{i=1}^N d_i^{-\alpha}} \quad (3)$$

Ordinary Kriging

Metode geostatistical yang digunakan pada studi ini adalah metode kriging dan Co-Kriging. Metode kriging ini berdasarkan model statistik melibatkan auto korelasi. Metode kriging memperkirakan nilai suatu variabel pada titik tertentu melalui kombinasi dari titik-titik observasi yang ada. Penentuan bobot dilakukan untuk memastikan hasil estimasi bebas dari bias dan memiliki tingkat kesalahan minimum. Kriging merupakan kombinasi linier dari variabel sampel yang dirancang untuk meminimalkan variansi galat pendugaan dengan persyaratan teknis berupa akumulasi bobot yang bernilai satu (Rozalia dkk., 2016). Kriging menjadi pendekatan interpolasi pertama yang memperhitungkan hubungan spasial antar data yang diamati. Salah satu manfaat utama dari metode ini adalah kemampuannya dalam menyusun grid estimasi secara teratur, yang berguna untuk membuat peta kontur dengan akurasi statistik yang tinggi. Estimasi dari kriging bersifat tidak bias, yaitu nilai prediksinya secara rata-rata setara dengan nilai pengamatan. Formula dari kriging ordinary dirumuskan sebagai berikut (4) (Zaresefat et al., 2024).



Gambar 4. Peta persebaran titik training (a) dan validasi (b)

$$\hat{Z}(x_0) = m \left(1 - \sum_{i=1}^k \lambda_i \right) + \sum_{i=1}^k \lambda_i Z(x_i) \quad (4)$$

Ordinary Co-Kriging

Teknik Co-Kriging dalam studi ini dipilih untuk mengestimasi nilai properti tanah di lokasi yang tidak disampel, mengungguli metode Kriging lainnya seperti simple Kriging, universal Kriging, dan Kriging biasa. Hal ini karena teknik Co-Kriging mampu memanfaatkan informasi dari variabel sekunder untuk menyesuaikan estimasi di area dengan keterbatasan data primer, sekaligus meminimalkan kesalahan prediksi melalui pemodelan autokorelasi spasial yang lebih komprehensif (Wang et al., 2024). Prediksi spasial dilakukan dengan menggabungkan hasil dari beberapa model lokal yang saling tumpang tindih, baik yang dibentuk secara otomatis maupun ditentukan pengguna. Dalam pemetaan sifat tanah, metode geostatistik ordinary Co-Kriging adalah pilihan yang kuat karena mampu meningkatkan akurasi prediksi. Caranya adalah dengan memasukkan variabel sekunder yang memiliki hubungan spasial dengan sifat tanah utama yang sedang diteliti. Dalam penelitian ini, kami menggunakan ketinggian (elevation), kemiringan (slope), dan aspek sebagai variabel sekunder dalam proses ordinary co-Kriging untuk memetakan beberapa sifat tanah. Formula dari Co-Kriging dirumuskan sebagai berikut (5) (Yousif et al., 2024).

$$Z_1(x_0) = \sum_{i=1}^{n_1} \lambda_i^{(1)} Z_i^{(1)}(x_i) + \sum_{j=1}^{n_2} \lambda_j^{(2)} Z_j^{(2)}(x_j) + \dots + \sum_{k=1}^{n_3} \lambda_k^{(n)} Z_k(x_k) \quad (5)$$

Validasi

Validasi ini dilakukan dengan membandingkan nilai permeabilitas aktual dari hasil analisis laboratorium dengan nilai permeabilitas hasil prediksi interpolasi. Validasi dilakukan untuk menguji keefektifan masing-masing model interpolasi yang digunakan dalam memprediksi permeabilitas tanah. Persamaan (6) hingga (8) digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi model, terdiri dari *Mean Square Error* (MSE) yang digunakan untuk mempresentasikan rata-rata selisih antara nilai observasi dan nilai prediksi. Kemudian, *Root Mean Square Error* (RMSE) digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model mampu merepresentasikan nilai observasi secara konsisten. RMSE cenderung kurang tepat untuk perbandingan langsung akurasi interpolasi antar bentuk lahan yang berbeda karena variasi sampel data yang signifikan, sehingga *Normalized Root Mean Square Error* (NRMSE) dihitung untuk membandingkan akurasi interpolasi di berbagai bentuk lahan. Secara umum, semakin kecil nilai galat, semakin tinggi tingkat akurasi model prediksi yang dihasilkan. Perhitungan nilai MSE dan RMSE ini dilakukan pada jupyter notebook (python) kemudian hasil visualisasi akhir dilakukan pada aplikasi ArcMap 10.8

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{[Z^*(x_i) - Z(x_i)]^2}{\delta^2(x_i)} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z^*(x_i) - Z(x_i)]^2} \quad (7)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{Z}_{xi}} \quad (8)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Statistik

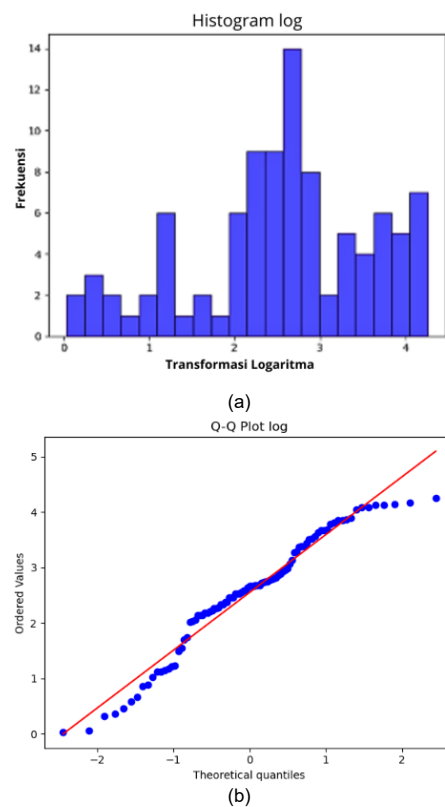
Statistik deskriptif bertujuan untuk mengetahui gambaran terkait distribusi data sampel. Nilai koefisien variasi digunakan untuk melihat keragaman dari suatu data. Suatu data sampel dikatakan heterogen jika nilai koefisien variasi ini menunjukkan nilai lebih dari 23%. Ringkasan statistik dari pengukuran permeabilitas ditunjukkan dalam Tabel 1. Hasil analisis laboratorium menunjukkan bahwa nilai permeabilitas di daerah studi bervariasi dari 0.04 cm jam⁻¹ hingga 69.73 cm jam⁻¹ dengan rata-rata nilainya 19.02 cm jam⁻¹. Variabilitas nilai permeabilitas yang relative tinggi, sebesar 94.06% menunjukkan bahwa hasil permeabilitas tersebut memiliki nilai yang heterogen.

Permeabilitas tanah pada penggunaan lahan sawah merupakan permeabilitas terendah hal ini diduga akibat pengolahan tanahnya yang dilakukan untuk menahan air sehingga tanahnya cenderung dominan liat dan berlumpur. Sedangkan untuk kelas permeabilitas sangat cepat didominasi oleh penggunaan lahan untuk pertanian lahan kering. Tingginya nilai permeabilitas tersebut dipengaruhi oleh pengolahan tanah untuk pertanian yang umumnya melakukan pengolahan *maximum tillage* sehingga mengubah tanah menjadi remah sehingga semakin cepat kemampuan air melalui pori-pori tanah tersebut (Mulyono et al., 2019).

Tabel 1. Analisis Statistik Permeabilitas Tanah

Data Tanah	Min	Max	Mean	SD	CV	K-S*
Permeabilitas	0,04	69,73	19,02	17,89	94,06	0,0003

* : Tes Normalitas Kolmogorov-Smirnov (K-S)



Gambar 5. Grafik data distribusi normal; (a) Histogram, (b) Q-Q Plot

Tabel 2. Hasil analisis semivariograms

Method	C ₀	C ₁	A (m)	Ratio (%)
Co-Kriging	0,09	0,918	736,84	8,93
Kriging	0,09	0,948	743,78	8,67
IDW	*	*	*	*

* IDW tidak menghasilkan semivariogram karena metode deterministik

Tabel 3. Validasi nilai RMSE, MSE, dan NRMSE

Metode Interpolasi	RMSE	MSE	NRMSE
Co-Kriging	24,42	596,78	1,05
Kriging	24,91	620,65	1,07
IDW	25,03	626,80	1,08

Namun, berdasarkan hasil uji normalitas Kolmogorov-Smirnov (K-S) didapatkan nilai p-value sebesar 0.0003 (<0.05) sehingga memerlukan uji transformasi data karena teknik interpolasi geostatistics, seperti *Kriging* dan *CoKriging* memerlukan data yang terdistribusi secara normal (Yousif et al., 2024). Transformasi data menggunakan metode *log transformation*. Hasil dari log transformation menghasilkan p-value sebesar 0.2110 (>0.05) sehingga menghasilkan persebaran yang signifikan. Log transformation ini berfungsi untuk mengurangi nilai skewness dan menstabilkan nilai dari variasi data (Ramli et al., 2022). Gambar 5a menunjukkan histogram yang menampilkan distribusi data setelah dilakukan melakukan *log transformation*, dimana sumbu x menunjukkan nilai yang telah ditransformasi dan sumbu y menunjukkan frekuensi kemunculannya. Kemudian, pada Gambar 5b menunjukkan Q-Q plot yang membandingkan data log transformasi (titik – titik biru) dengan distribusi normal secara teoritis (garis merah). Pada gambar tersebut, Sebagian besar titik tersebut telah mengikuti garis lurus. Kedua gambar ini menunjukkan data permeabilitas ini sudah terdistribusi secara normal.

Analisis Semivariograms

Analisis semivariogram merupakan analisis yang menjelaskan autokorelasi spasial yang ada antara nilai permeabilitas tanah. Analisis semivariogram ini dihasilkan ketika sebelum melakukan interpolasi spasial di aplikasi ArcGIS 10.8. Model semivariogram yang dihasilkan mendapatkan beberapa data antara lain *Nugget effect* (C₀), *Partial Sill* (C₁), *Range* (A) (m), dan *Nugget-Sill ratio* (%). Hasil analisis semivariograms tersebut dihasilkan pada Tabel 2.

Dalam studi ini, metode Co-Kriging dan Kriging menunjukkan nilai *Nugget* (C₀) yang sama yaitu 0,09, dengan *Partial Sill* (C₁) masing-masing 0,918 dan 0,948, serta *Range* (A) sebesar 736,84 m dan 743,78 m. Rasio *Nugget/Sill* yang dihitung adalah 8,93% untuk Co-Kriging dan 8,67% untuk Kriging. Kedua nilai ini menunjukkan ketergantungan spasial yang kuat (<25%), mengindikasikan bahwa sebagian besar variabilitas data memiliki struktur spasial yang terdefinisi dengan baik, sehingga metode interpolasi geostatistika sangat sesuai untuk interpolasi yang akurat (Sahbeni & Székely, 2022). Sedangkan, metode

Inverse Distance Weighting (IDW) tidak menghasilkan parameter semivariogram karena merupakan metode interpolasi deterministik yang hanya bergantung pada jarak, tanpa menganalisis struktur autokorelasi spasial.

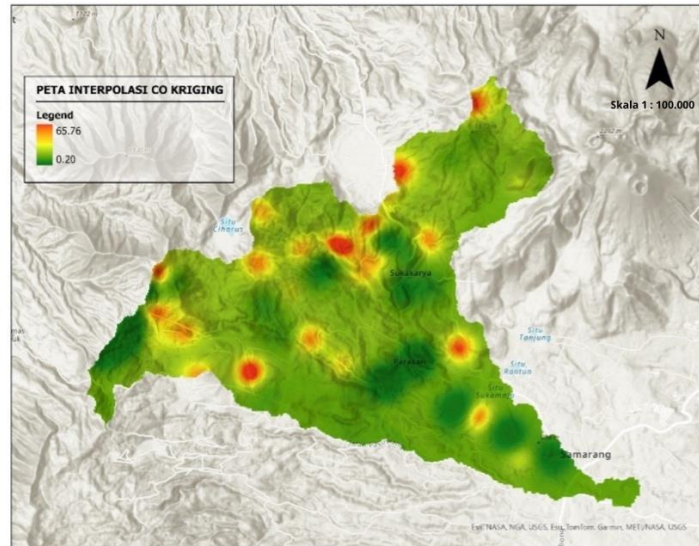
Dalam model semivariogram, *Range* (A) adalah jarak di mana korelasi spasial antar data menghilang atau menjadi sangat lemah, ditandai dengan semivariogram yang mencapai *plateau* (mendatar). *Partial Sill* (C₁), yaitu variabilitas spasial yang terstruktur, dan *Nugget* (C₀), yang merepresentasikan variasi spasial acak atau galat pada skala yang lebih kecil dari jarak sampling. Setelah memodelkan hasil dari semivariogram selanjutnya dapat dilakukan interpolasi spasial baik dengan metode Co-Kriging, Kriging, dan IDW.

Analisis Metode Interpolasi dan Validasi Model

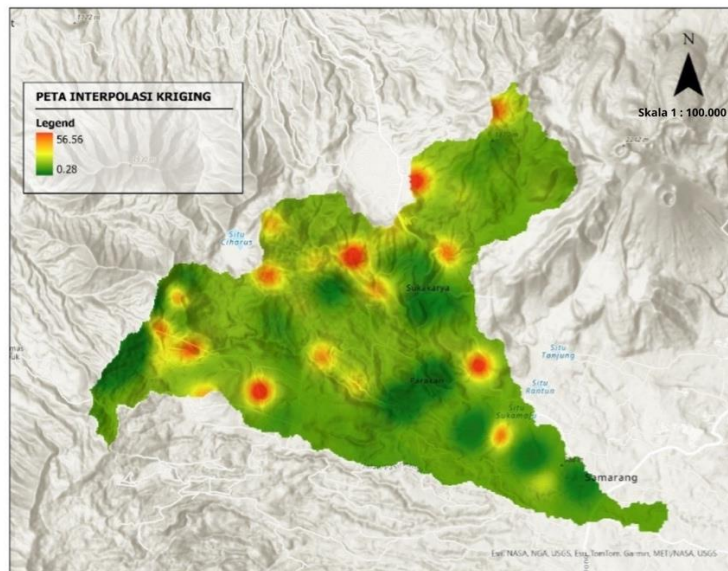
Model interpolasi yang digunakan adalah kriging, Co-Kriging, dan juga IDW untuk menilai kemampuan metode – metode tersebut untuk memprediksi nilai – nilai permeabilitas yang dibandingkan dengan nilai permeabilitas aktual dari lapangan.

Gambar 6. menunjukkan hasil persebaran spasial dari prediksi nilai permeabilitas beberapa metode interpolasi yang digunakan. Dari ketiga metode tersebut, dapat dilihat bahwa ketiganya memiliki bentuk persebaran spasial yang saling berbeda. Nilai permeabilitas pada ketiga hasil interpolasi pada daerah utara dominan lebih tinggi dibandingkan dengan daerah selatan. Hal ini karena pada daerah selatan lokasi studi banyak dominan lahan sawah yang memiliki permeabilitas rendah, sedangkan untuk daerah utara di dominasi oleh lahan pertanian lahan kering yang memiliki nilai permeabilitas lebih tinggi. Terlihat perbedaan pola spasial antara ketiga metode interpolasi ini disebabkan karena karakteristik metode IDW yang masih mempertahankan nilai terukur di lokasi sampel yang terdapat nilai aktual permeabilitas (Chen et al., 2017). Namun, metode kriging dan Co-Kriging membuat hasil peta dari metode ini lebih halus karena hasilnya dari metode ini bergantung pada keseluruhan dari data observasi. Hasil dari studi ini juga didukung dalam Penelitian oleh Usowicz et al., (2021) juga menyimpulkan bahwa Co-Kriging diidentifikasi sebagai interpolator yang jauh lebih baik dibandingkan metode IDW dan Kriging.

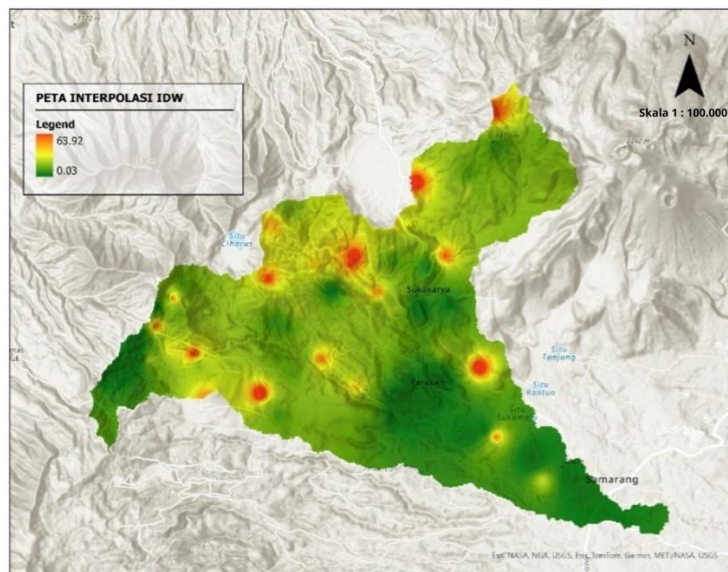
Untuk menilai efektifitas model masing – masing metode digunakan perhitungan RMSE dan MSE sebagai prediction errornya (Tabel 3). Model dengan nilai RMSE dan NRMSE terendah merupakan kunci. Nilai RMSE dan NRMSE terendah ini menunjukkan bahwa terdapat kedekatan nilai dari hasil aktual dengan prediksi hasil permeabilitas dari metode interpolasi. Berdasarkan dari nilai NRMSE dan RMSE, diketahui bahwa metode dengan nilai terendah adalah model Co-Kriging, kemudian diikuti dengan Kriging, dan tertinggi adalah IDW. Dari nilai tersebut dapat diketahui bahwa model interpolasi Co-Kriging merupakan model yang efektif untuk memprediksi nilai permeabilitas. Nilai NRMSE dan RMSE yang tinggi menunjukkan bahwa terdapat ketidaksesuaian antara hasil prediksi dengan data lapangan sehingga model prediksi tidak representative. Meskipun hasil dari ketiga metode interpolasi tersebut menunjukkan hasil yang tidak berbeda nyata, hal ini dapat disebabkan karena sedikitnya jumlah sampel dan juga tingginya variabilitas data tersebut sehingga bisa jadi sangat kompleks dan sulit diprediksi dengan akurasi sempurna hanya dengan beberapa titik sampel (Long et al., 2018). Penelitian Sun et al., (2022) menyebutkan bahwa semakin tinggi jumlah sampel dalam teknik interpolasi dapat meningkatkan akurasi.



(a)

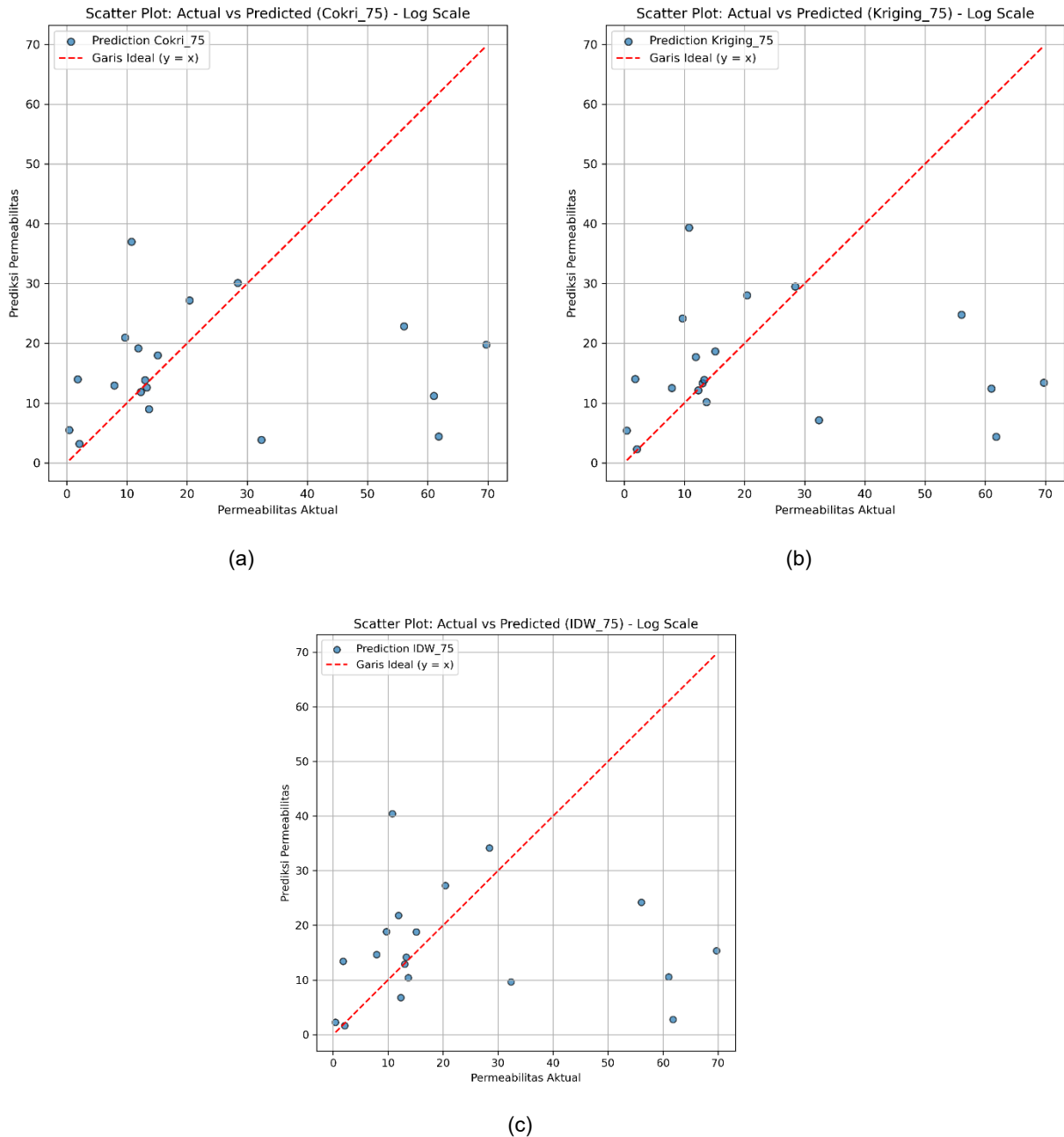


(b)



(c)

Gambar 6. Peta Hasil Interpolasi; (a) Co-Kriging, (b) Kriging, (c) IDW



Gambar 7. Grafik hasil pengukuran dan prediksi metode interpolasi; (a) Co-Kriging, (b) Kriging, (c) IDW

Gambar 7 di atas menunjukkan plot sebar antara nilai permeabilitas aktual dan nilai prediksi hasil interpolasi. Garis merah putus-putus merupakan garis ideal ($y = x$), yang menggambarkan kondisi di mana nilai prediksi sama persis dengan nilai aktual. Berdasarkan inspeksi visual dari ketiga scatter plot, metode Co-Kriging (Gambar 7a) dan Kriging (Gambar 7b) menunjukkan kinerja prediksi yang secara visual lebih baik dibandingkan dengan metode IDW (Gambar 7c) untuk data permeabilitas pada skala logaritmik. Titik-titik data pada plot Co-Kriging dan Kriging cenderung lebih dekat dan tersebar lebih merata di sepanjang garis ideal $y=x$, menunjukkan akurasi estimasi yang lebih tinggi dan bias yang lebih rendah. Sementara itu, IDW menunjukkan penyebaran yang lebih besar dan beberapa deviasi yang signifikan dari garis ideal. Kerapatan dan kedekatan titik-titik data terhadap garis ideal pada Co-Kriging dan Kriging mengindikasikan kesalahan prediksi yang lebih kecil

dibandingkan dengan IDW. Hal ini menggarisbawahi keunggulan metode geostatistik yang memperhitungkan autokorelasi spasial data dalam memberikan estimasi yang lebih reliabel.

Metode geostatistik ini memiliki beberapa keunggulan dibandingkan metode deterministik (IDW) yang dapat memberikan prediksi tak bias dengan varians yang minimum serta dapat mempertimbangkan korelasi spasial. Bradley et al., (1998) menjelaskan bahwa metode interpolasi deterministik dapat memberikan hasil yang baik dibandingkan dengan geostatistik dengan catatan bahwa kerapatan sampel yang tinggi. Seperti yang disimpulkan oleh Barrera-González et al., (2022) dalam penelitiannya, yang menyimpulkan bahwa metode deterministik memberikan hasil yang lebih baik untuk 12 variabel tanah pada tiga kedalaman tertentu dengan lebih dari 500 sampling point. Hal ini karena metode IDW merupakan metode yang masih

menampilkan nilai yang diukur pada lokasi sampel sehingga daerah yang terdapat data sampel dan sekitarnya akan lebih akurat. Namun, metode geostatistik berbeda, karena metode ini tidak tergantung pada data dari lokasi observasi saja (Dewana et al., 2022).

Metode analisis spasial seperti pemodelan variogram dan geostatistik memiliki peran penting dalam mengungkap heterogenitas spasial sifat-sifat tanah melalui pembuatan peta yang detail. Teknik metode interpolasi geostatistik mampu memberikan estimasi karakteristik tanah di lokasi yang belum terukur dengan mempertimbangkan jarak antar titik sampel serta struktur korelasi spasialnya (Wani et al., 2024). Pendekatan ini tidak hanya menggambarkan pola sebaran spasial, tetapi juga memberikan pemahaman terhadap proses-proses yang memengaruhi distribusi tersebut, sehingga menjadikannya alat yang sangat berguna dalam kajian geospasial tanah

KESIMPULAN

Evaluasi efektivitas ketiga metode interpolasi untuk Co-Kriging, Kriging, dan IDW, dilakukan dengan membandingkan nilai prediksi terhadap nilai aktual. Secara kuantitatif, Co-Kriging menunjukkan kinerja terbaik dengan RMSE dan NRMSE terendah, yakni 24,42 dan 1,05 dibandingkan dengan Kriging dan IDW. Selain itu, visualisasi Q-Q plot Co-Kriging menunjukkan kesesuaian yang lebih baik antara nilai prediksi dan aktual. Dengan demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Co-Kriging adalah pendekatan yang paling efektif dalam menggambarkan distribusi spasial sifat permeabilitas tanah di Sub-DAS Cikamiri, karena kemampuannya mempertimbangkan korelasi spasial antar titik dan memberikan estimasi yang akurat serta mengurangi nilai bias dengan varians minimum, menjadikannya pendekatan yang unggul dalam pemetaan geospasial tanah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada program Academic Leadership Grant (ALG) atas dukungan finansial yang telah diberikan untuk penelitian ini. Kami juga berterima kasih kepada Copernicus yang telah menyediakan data Sentinel-2A, serta Geoportal SJ BIG dan Balai Besar Pengujian Standar Instrumen Sumberdaya Lahan Pertanian (BSIP SDLP) atas penyediaan data sekunder lainnya yang digunakan dalam studi ini. Penulis juga berterima kasih kepada *reviewer* anonim atas komentar berharga dan saran konstruktif yang telah membantu meningkatkan kualitas artikel ini

DAFTAR PUSTAKA

- Asdak, C., Supian, S., Yulizar, Y., & Subiyanto, S. (2023). *Impact of Land Use Change on Flooding at the Downstream of Cikamiri Sub-Watershed*. <https://ssrn.com/abstract=4491785>
- Barrena-González, J., Lavado Contador, J. F., & Pulido Fernández, M. (2022). Mapping Soil Properties at a Regional Scale: Assessing Deterministic vs. Geostatistical Interpolation Methods at Different Soil Depths. *Sustainability (Switzerland)*, 14(16). <https://doi.org/10.3390/su141610049>
- Bradley, S. G., Dirks, K. N., & Stow, C. D. (1998). *High resolution studies of rainfall on Norfolk Island, Part III: A model for rainfall redistribution*.

- Charles, C., Degre, A., Ly, S., & Degré, A. (2013). Different methods for spatial interpolation of rainfall data for operational hydrology and hydrological modeling at watershed scale. A review. In *Biotechnol. Agron. Soc. Environ* (Vol. 17, Number 2). <https://www.researchgate.net/publication/279545647>
- Chen, T., Ren, L., Yuan, F., Yang, X., Jiang, S., Tang, T., Liu, Y., Zhao, C., & Zhang, L. (2017). Comparison of spatial interpolation schemes for rainfall data and application in hydrological modeling. *Water (Switzerland)*, 9(5). <https://doi.org/10.3390/w9050342>
- Curran-Everett, D. (2018). Explorations in statistics: The log transformation. *Advances in Physiology Education*, 42(2), 343–347. <https://doi.org/10.1152/ADVAN.00018.2018>
- Darcy, H. (1856). *Les Fontaines Publiques de la Ville de Dijon*. Victor Dalmont.
- Dewana, B. R., Prasetyo, S. Y. J., & Hartomo, K. D. (2022). Comparison of IDW and Kriging Interpolation Methods Using Geoelectric Data to Determine the Depth of the Aquifer in Semarang, Indonesia. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 8(2), 215. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v8i2.23260>
- Li, J., & Heap, A. D. (2014). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software*, 53, 173–189. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.12.008>
- Long, J., Liu, Y., Xing, S., Qiu, L., Huang, Q., Zhou, B., Shen, J., & Zhang, L. (2018). Effects of sampling density on interpolation accuracy for farmland soil organic matter concentration in a large region of complex topography. *Ecological Indicators*, 93, 562–571. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.05.044>
- Maleika, W. (2020). Inverse distance weighting method optimization in the process of digital terrain model creation based on data collected from a multibeam echosounder. *Applied Geomatics*, 12(4), 397–407. <https://doi.org/10.1007/s12518-020-00307-6>
- Mulyono, A., Rusydi, A. F., & Lestiana, H. (2019). Permeabilitas Tanah Berbagai Tipe Penggunaan Lahan Di Tanah Aluvial Pesisir Das Cimanuk, Indramayu. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 17(1), 1. <https://doi.org/10.14710/jil.17.1.1-6>
- Ocio, D., Beskeen, T., & Smart, K. (2020). Fully distributed hydrological modelling for catchment-wide hydrological data verification. In *Hydrology: Advances in Theory and Practice* (pp. 58–72). IWA Publishing. <https://doi.org/10.2166/nh.2019.006>
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. In *Remote Sensing of Environment* (Vol. 148, pp. 42–57). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Ramli, I., Basri, H., Achmad, A., Basuki, R. G. A. P., & Nafis, M. A. (2022). Linear Regression Analysis Using Log Transformation Model for Rainfall Data in Water Resources Management Krueng Pase, Aceh, Indonesia. *International Journal of Design and Nature and Ecodynamics*, 17(1), 79–86. <https://doi.org/10.18280/ijdne.170110>
- Rozalia, G., Yasin, H., & Ispriyanti, D. (2016). Penerapan Metode Ordinary Kriging Pada Pendugaan Kadar NO2 Di Udara (Studi Kasus: Pencemaran Udara di Kota Semarang). *JURNAL GAUSSIAN*, 5(1), 113–121. <http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian>
- Ruelland, D., Ardoin-Bardin, S., Billen, G., & Servat, E. (2008). Sensitivity of a lumped and semi-distributed hydrological model to several methods of rainfall

- interpolation on a large basin in West Africa. *Journal of Hydrology*, 361(1–2), 96–117. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.07.049>
- Sahbeni, G., & Székely, B. (2022). Spatial modeling of soil salinity using kriging interpolation techniques: A study case in the Great Hungarian Plain. *Eurasian Journal of Soil Science*, 11(2), 102–112. <https://doi.org/10.18393/ejss.1013432>
- Sun, X. L., Lai, Y. Q., Ding, X., Wu, Y. J., Wang, H. L., & Wu, C. (2022). Variability of soil mapping accuracy with sample sizes, modelling methods and landform types in a regional case study. *Catena*, 213. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106217>
- Susetyaningsih, A. (2012). Pengaturan Penggunaan Lahan Di Daerah Hulu Das Cimanuk Sebagai Upaya Optimalisasi Pemanfaatan Sumberdaya Air. <http://jurnal.sttgarut.ac.id>
- Usovicz, B., Lipiec, J., Łukowski, M., & Słomiński, J. (2021). Improvement of spatial interpolation of precipitation distribution using cokriging incorporating rain-gauge and satellite (SMOS) soil moisture data. *Remote Sensing*, 13(5). <https://doi.org/10.3390/rs13051039>
- Wang, Y., Wang, H., Wang, C., Zhang, S., Wang, R., Wang, S., & Duan, J. (2024). Co-Kriging-Guided Interpolation for Mapping Forest Aboveground Biomass by Integrating Global Ecosystem Dynamics Investigation and Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*, 16(16). <https://doi.org/10.3390/rs16162913>
- Wani, O. A., Sharma, V., Kumar, S. S., Malik, A. R., Pandey, A., Devi, K., Kumar, V., Gairola, A., Yadav, D., Valente, D., Petrosillo, I., & Babu, S. (2024). Geostatistical modelling of soil properties towards long-term ecological sustainability of agroecosystems. *Ecological Indicators*, 166. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112540>
- Yousif, I. A. H., Sayed, A. S. A., Abdelsamie, E. A., Ahmed, A. A. R. S., Saeed, M., Mohamed, E. S., Rebouh, N. Y., & Shokr, M. S. (2024). Efficiency of Geostatistical Approach for Mapping and Modeling Soil Site-Specific Management Zones for Sustainable Agriculture Management in Drylands. *Agronomy*, 14(11). <https://doi.org/10.3390/agronomy14112681>
- Zaresefat, M., Derakhshani, R., & Griffioen, J. (2024). Empirical Bayesian Kriging, a Robust Method for Spatial Data Interpolation of a Large Groundwater Quality Dataset from the Western Netherlands. *Water*, 16(18), 2581. <https://doi.org/10.3390/w16182581>