



*Research Articles*

## **Pemetaan Spasial Kadar Kobal pada Endapan Laterit dengan Metode Ordinary Cokriging dan Inverse Distance Weighting**

### ***Spatial Mapping of Cobalt Content in Laterite Deposits Using Ordinary Cokriging Method and Inverse Distance Weighting***

**Hendro Purnomo\*, Shilvyanora Aprilia Rande, Rizqi Prastowo**

Program Studi Teknik Pertambangan Institut Teknologi Nasional Yogyakarta,  
Jl. Babarsari, Tambak Bayan, Caturtunggal, Kec. Depok, Kab. Sleman, Yogyakarta, 55281

*\*corresponding author*, email: [hendro.purnomo@itny.ac.id](mailto:hendro.purnomo@itny.ac.id)

Manuscript received: 25-04-2022. Accepted: 21-06-2022

#### **ABSTRAK**

Kobal adalah unsur logam yang dapat ditemukan dalam endapan laterit dengan konsentrasi kadar yang bervariasi pada setiap zona litologinya. Tujuan penelitian ini untuk membandingkan performa metode ordinary cokriging (OCK) dan inverse distance weighting (IDW) dalam pemetaan kadar kobal pada endapan laterit. Analisis cross variogram menggunakan kovariabel Ni dan Fe, dan pemilihan model variogram menggunakan parameter residual sum of square. Proses interpolasi IDW menggunakan power 1 dan 2. Penentuan metode terbaik dilakukan berdasarkan parameter mean error, dan root mean square error, sedangkan untuk mengetahui tingkat akurasi hasil estimasi OCK digunakan parameter root mean square standardized prediction error. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa performa metode OCK lebih baik dibandingkan dengan IDW, dengan prediksi overestimate. Hasil interpolasi OCK menunjukkan distribusi kobal kadar 0,1-0,18% menyebar di bagian utara dan menyempit di bagian selatan daerah penelitian.

**Kata kunci:** kobal; kriging; variogram; IDW; OCK

#### **ABSTRACT**

Cobalt is a metallic element that can be found in laterite deposits with varying concentration in each lithology zone. Objective of this study was to compare the performance of the ordinary cokriging (OCK) and inverse distance weighting (IDW) in mapping the cobalt content of laterite deposits. Cross variogram analysis used the covariable Ni and Fe, and the selection of the variogram model used the residual sum of square parameter. The IDW interpolation process uses power 1 and 2. The determination of the best method is based on the mean error parameter, and the root mean square error. Meanwhile, to determine the accuracy of the OCK estimation results, the root mean square standardized prediction error is used. The study indicates that the performance of the OCK interpolation is better than IDW,

with overestimated predictions. The results of OCK interpolation showed that the distribution of 0.1-0.18% cobalt spread in the northern part and narrowed in the southern part of the study area.

**Key words:** cobalt; kriging; variogram; IDW; OCK

## PENDAHULUAN

Kobal (Co) adalah logam yang mempunyai peran penting dalam industri dan kehidupan dunia modern yang berkelanjutan. Kobal mempunyai sifat fisik dan kimia yang sangat berguna dalam berbagai aplikasi metalurgi dan kimia. Logam ini terutama digunakan sebagai bahan *superalloy* dalam mesin jet, turbin gas, catalyst, pigment, magnet, dan baja khusus (Newsome et al, 2020). Saat ini Sebagian besar kobal digunakan untuk pembuatan material katoda pada baterai lithium ion isi ulang (Horn et al, 2021). Kurang lebih 65% total produksi kobal dunia berasal dari Republik Demokratik Congo dimana kobal sebagai produk ikutan (*co-product*) dari ekstraksi tembaga dari type cebakan stratiform *sediment-hosted*. Negara produser kobal lainnya adalah Kaledonia Baru, China, Canada dan Australia, dimana kobal merupakan produk ikutan dari ekstraksi nikel (Horn et al 2021). Kobal dalam cebakan laterit nikel biasanya berasosiasi dengan zona yang kaya dengan mangan oksida (Dublet et al, 2017, Elias, 2002).

Laterit Ni/Co, sebagai sumber utama kobal, merupakan tubuh bijih supergen yang terbentuk karena proses pelapukan kimia dan mekanik dari batuan-batuan ultramafik. Pelapukan dipengaruhi oleh iklim, geomorfologi, pH, dan Eh dari sirkulasi air tanah, tektonik, kimia, dan komposisi mineralogi dari batuan induk (Stankovic et al, 2020, Butt and Cluzel, 2013). Secara umum endapan laterit dibagi menjadi empat sub-tipe yaitu; Laterit oksida atau zona limonit, mengandung 1-17%Ni, 0,1-0,2%Co; Zona nontronite, mengandung 1-5%Ni dan 0-0,05%Co; Zona transisi mengandung 1.5-2%Ni, dan 0,005-0,1%Co; dan zona saprolit mengandung 2-3%Ni, dan 0,05-0,1%Co (Stankovic et al., 2020; Elias., 2002). Umumnya bijih laterit mengandung antara 0,8 sampai 3%Ni dan 0,1-0,22%Co (Berger et al, 2011). Karena harga kobal di pasar global yang tinggi, maka secara ekonomi produksi kobal dari endapan laterit menjadi layak untuk di tambang (Stankovic et al., 2020). Logam Ni dan Co dapat diperoleh dari bijih laterit dengan menggunakan beberapa metode pemurnian antara lain; *pressure acid leaching*, *heap leaching* dan *solvent extraction* (Oxley et al., 2016).

Persoalan utama dalam eksplorasi mineral adalah estimasi variabel regional dalam dua atau tiga dimensi, terutama distribusi spasial kadar bijih di suatu daerah penelitian (Daya, 2015). Beberapa metode dapat digunakan dalam interpolasi spasial, antara lain; metode kriging, *inverse distance weighting*, interpolasi *polynomial*, splines, dan lain lain (Shahbeik, 2014). Metode ordinary cokriging (OCK) merupakan perluasan dari metode ordinary kriging (OK), dimana variabel sekunder dapat digunakan untuk meningkatkan ketepatan estimasi interpolasi dengan asumsi kedua variabel tersebut berkorelasi (Cao et al, 2020). Secara umum teknik OCK digunakan dalam kasus geostatistik multi variat. Metode OCK telah diaplikasikan pada berbagai bidang antara lain ; Dalam bidang agrikultura diaplikasikan dalam pemetaan sebaran kandungan mineral berat dalam tanah pertanian (Cao et al, 2020); Dalam bidang eksplorasi digunakan dalam estimasi sumberdaya endapan mineral (Farag et al, 2020); Dalam bidang hidrologi diaplikasikan untuk pemetaan distribusi spasial curah hujan (Adhikary et al, 2017), dan di bidang pertambangan untuk optimalisasi estimasi sumberdaya mineral dalam

operasi pertambangan (Minnitt et al, 2014). Metode *inverse distance weighting* (IDW) adalah salah satu metode interpolasi spasial deterministik yang banyak diimplementasikan terutama di bidang geologi, pertambangan dan bidang kebumihannya (Lu and Wong, 2008). Teknik IDW memberikan nilai estimasi pada titik objek yang tidak ada sampelnya berdasarkan nilai rata-rata tertimbang dari nilai sampel disekitarnya, dan pemberian bobotnya berbanding terbalik sebanding dengan jarak antara posisi prediksi dan lokasi sampelnya (Dong et al, 2022).

Kajian mengenai endapan laterit nikel di sekitar daerah penelitian telah dilakukan, diantaranya; Mengenai hubungan kemiringan lereng dan morfologi dalam distribusi ketebalan horizon laterit di pulau Gee dan Pakal Halmahera Timur (Syafrizal et al, 2009), dan analisis kerapatan data eksplorasi dan estimasi sumberdaya dengan pendekatan geostatistik (Heriawan et al, 2009). Tujuan dalam penelitian ini adalah untuk mengevaluasi performa metode interpolasi *inverse distance weighting* (IDW) dan metode *ordinary cokriging* (OCK), dengan menggunakan covariabel Ni dan Fe, untuk menentukan metode interpolasi yang optimal dalam pemetaan distribusi spasial kadar Co pada endapan laterit nikel di daerah Wasile, kabupaten Halmahera Timur, Maluku Utara.

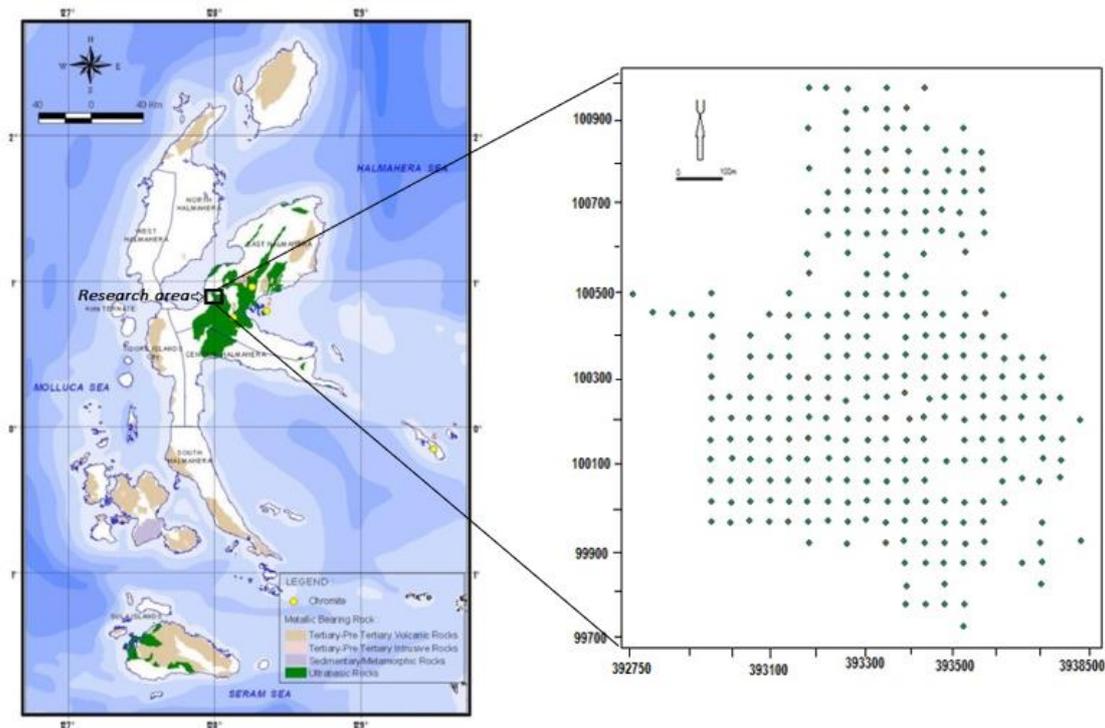
## BAHAN DAN METODE

### *Lokasi dan Geologi Daerah Penelitian*

Penelitian dilakukan pada endapan laterit zona limonit di wilayah kecamatan Wasile Selatan, kabupaten Halmahera Timur Propinsi Maluku Utara (Gambar 1). Daerah penelitian secara geologi terletak di bagian lengan timur pulau Halmahera yang sebagian besar ditempati oleh kelompok batuan ultrabasa sebagai batuan dasar (Ernowo and Oktaviani, 2010). Batuan ultrabasa ini terdiri dari harzburgit terserpentinisasi dan dunit (Kadariusman, 2013). Hasil pelapukan intensif dari batuan ultrabasa ini kemudian membentuk endapan laterit yang mengandung konsentrasi Ni yang signifikan secara ekonomi di dalam zona limonit dan atau zona saprolit yang secara komersial di sebut sebagai laterit nikel (Butt and Cluzel, 2013). Pada endapan laterit yang terbentuk dari batuan ultrabasa selain mengandung nikel juga mengandung konsentrasi Co dan Fe (Elias, 2002) yang juga dapat mempunyai potensi ekonomi dan layak untuk di tambang.

### *Sampling dan Analisa kadar*

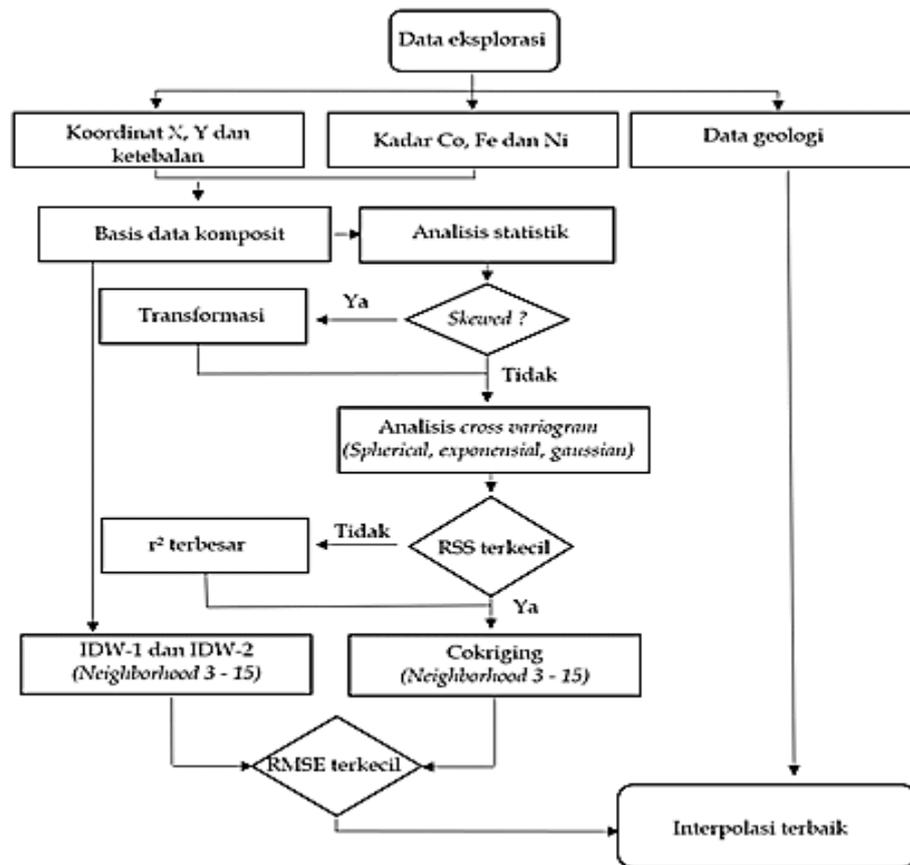
Penelitian ini menggunakan data hasil pemboran eksplorasi di daerah seluas  $\pm 1.5$  km<sup>2</sup>. Pemboran dilakukan dengan pola grid dengan jarak rata rata antar titik bor 50m. Total jumlah bor adalah 256 titik (Gambar.1) dengan ketebalan zona limonit mulai dari 3m sampai 32m. Sampling untuk analisa geokimia dilakukan pada setiap lubang bor dengan interval 1m. Koordinat lokasi titik bor ditentukan menggunakan global positioning system (GPS), sedangkan analisa geokimia kadar Co, Fe, dan Ni dilakukan menggunakan metode XRF (*X-Ray Fluorescence*). Di lokasi yang tidak dilakukan pemboran atau tidak ada datanya, nilai kadar Co ditentukan dengan menggunakan metode interpolasi *ordinary cokriging* (OCK) dan *inverse distance weighting* (IDW). Data hasil interpolasi tersebut selanjutnya digunakan untuk memetakan sebaran variabilitas kadar Co pada zona limonit didaerah penelitian.



Gambar 1: Lokasi penelitian dan geologi regional Halmahera (Ernowo and Oktaviani, 2010)

Pengolahan data dimulai dari validasi data dengan melakukan pengecekan data pada setiap lokasi titik bor untuk mengidentifikasi kemungkinan kesalahan nilai kadar dan koordinat yang tidak logis pada setiap data. Dalam proses pengolahan data diperlukan satu nilai kadar komposit pada setiap lokasi titik bor untuk dijadikan basis data, sehingga perlu dilakukan penentuan nilai kadar rata-rata tertimbang pada setiap titik bor. Selanjutnya data disajikan dalam deskripsi statistik meliputi nilai maksimum dan minimum, nilai rata-rata, standar deviasi, *skewness*, koefisien variansi, dan jumlah data komposit.

Analisis *ordinary cokriging* diawali dari studi *cross* variogram antara Co sebagai variabel primer dengan Ni dan Fe sebagai variabel sekunder, yang dilakukan untuk mengetahui korelasi spasial antar data, untuk selanjutnya estimasi nilai kadar Co menggunakan metode OCK dan IDW. Gambar 2, menunjukkan diagram pengolahan data spasial pada penelitian ini.



Gambar 2: Diagram pengolahan data spasial

a). *Kadar Komposit*

Kadar komposit atau rata-rata tertimbang adalah jumlah kadar pada setiap sampel dikalikan dengan panjang interval sampel dibagi dengan jumlah panjang interval seluruh sampel pada satu titik bor. Model persamaan kadar komposit dinyatakan sebagai berikut (Isaaks and Srivastava, 1989):

$$\bar{g} = \frac{\sum_{i=1}^n t_i \cdot g_i}{\sum_{i=1}^n t_i} \tag{1}$$

dimana:  $\bar{g}$  adalah kadar komposit  $t_1$  adalah panjang interval sampel ( $m$ ) dan  $g_i$  adalah kadar sampel pada interval- $i$

b). *Metode Ordinary Cokriging (OCK)*

Metode geostatistik ordinary cokriging (OCK) merupakan modifikasi dari metode ordinary kriging (OK) dengan kondisi dimana variabel sekunder dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi hasil estimasi kriging. Dalam proses estimasi metode ini menggunakan lebih dari satu variabel yang disebut dengan variabel primer dan variabel sekunder. Metode OCK digunakan untuk meningkatkan estimasi variabel utama dengan menggunakan variabel sekunder dengan asumsi bahwa kedua variabel tersebut berkorelasi (Cao et al, 2020).

$$\hat{U}_0 = \sum_{i=1}^n a_i U_i + \sum_{j=1}^m b_j V_j \tag{2}$$

dengan jumlah faktor pembobot sama dengan satu,

$$\sum_{i=1}^n a_i = 1 \quad \text{dan} \quad \sum_{j=1}^m b_j = 0 \tag{3}$$

dimana  $\hat{U}_0$  adalah nilai estimasi variable primer pada lokasi target 0, sedangkan  $a_i$  dan  $b_i$  adalah bobot kriging yang terkait dengan lokasi pengambilan sampel variabel primer dan sekunder. Variabel  $U_i$  dan  $V_j$  adalah nilai data observasi variabel primer dan variabel sekunder.

c). *Cross-variogram*

Dalam perhitungan metode OCK memerlukan pemodelan variogram untuk mengkuantifikasi variasi spasial dari variabel yang terregional berdasarkan teori variabel terregionalisasi. (Cao et al, 2020). Jika suatu himpunan data dengan variabel primer  $Z_i(x_k)$  dan variabel sekunder  $Z_j(x_k)$ , maka *cross-variogram* dapat dihitung dengan persamaan berikut

$$\gamma_{ij}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{k=1}^{N(h)} [Z_i(x_k + h) - Z_i(x_k)] * [Z_j(x_k + h) - Z_j(x_k)] \tag{4}$$

dimana,  $\gamma_{ij}$  adalah semivarian,  $h$  adalah jarak antar data,  $N(h)$  adalah jumlah pasangan data dari  $Z_i(x_k)$  dan  $Z_j(x_k)$  pada jarak  $(h + dh)$ .

*Cross variogram* bernilai negatif menunjukkan bahwa hubungan antara variabel primer dan variabel sekunder berkorelasi negatif. Hal ini berbeda dengan variogram yang hanya memiliki nilai positif.

d). *Residual Sum of Square (RSS)* dan Koefisien Determinasi ( $r^2$ )

Dalam analisis struktural (*fitting variogram*) pemilihan model variogram terbaik ditentukan berdasarkan nilai parameter statistik *residual sum of square (RSS)* dan koefisien determinasi ( $r^2$ ). Nilai RSS memberikan ukuran tingkat ketepatan atau kesesuaian antara model variogram dengan variogram eksperimental. Model dengan nilai RSS terendah menunjukkan model yang paling cocok dan dipilih sebagai model variogram terbaik (Robertson, 2008) untuk kemudian digunakan dalam analisis OCK. Sedangkan nilai  $r^2$  menunjukkan seberapa baik suatu model sesuai dengan data variogram eksperimental. Untuk menentukan hasil *fitting* variogram terbaik parameter  $r^2$  ini tidak sesensitif atau tidak sebaik seperti nilai RSS (Robertson, 2008). Parameter  $r^2$  digunakan jika hasil *fitting* variogram menunjukkan nilai RSS yang sama pada setiap model variogram yang di evaluasi. Model dengan nilai parameter  $r^2$  yang paling mendekati nilai satu dipilih sebagai model variogram terbaik. Persamaan RSS dan  $r^2$  dirumuskan dengan persamaan (5) dan (6) (Adhikary et al, 2017).

$$RSS = \sum_{k=1}^k [\hat{Y}_{(dk)} - Y_{(dk)}]^2 \tag{5}$$

dan

$$r^2 = \frac{[\sum_{k=1}^k (Y_{(dk)} - Y_m)(\hat{Y}_{(dk)} - \hat{Y}_m)]^2}{\sum_{k=1}^k (Y_{(dk)} - Y_m)^2 \sum_{k=1}^k (\hat{Y}_{(dk)} - \hat{Y}_m)^2} \tag{6}$$

dimana  $\hat{Y}_{(dk)}$ : nilai variogram eksperimental dan  $Y_{(dk)}$  : nilai variogram model.

e). *Metode Inverse Distance Weighting (IDW)*

Metode deterministik IDW memeberikan nilai rata rata tertimbang secara linier dari beberapa data pengamatan disekitar lokasi titik target estimasi untuk menaksirkan nilai di lokasi target tersebut. Metode ini mengasumsikan bahwa setiap titik observasi atau data mempunyai pengaruh lokal yang berkurang terhadap jarak. IDW memberikan bobot yang lebih besar pada data yang letaknya dekat dengan lokasi target, dan memberikan bobot yang lebih kecil pada data yang letaknya lebih jauh (Johnston et al, 2001). Model persamaan estimasi IDW dirumuskan sebagai berikut:

$$w_i = \frac{\frac{1}{d_i^k}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^k}} \tag{7}$$

dan,

$$\hat{Z}_0 = \sum_{i=1}^n w_i \cdot Z_i \tag{8}$$

dimana  $\hat{Z}_0$  : Nilai yang diestimasi di lokasi target.  $w_i$  : Bobot sample di lokasi  $i$ .  $d_i$ : Jarak antara lokasi  $i$  dan lokasi target,  $k$ : Parameter power.  $Z_i$ : Nilai sample di lokasi  $i$ .

f). *Cross-validasi*

Teknik statistik *cross-validasi* digunakan untuk mengevaluasi dan membandingkan antara hasil prediksi metode COK dan IDW. Proses ini dilakukan dengan prosedur yang sederhana dimana satu per satu data observasi dikeluarkan secara bergantian dari kelompok data kemudian dilakukan re estimasi dengan menggunakan data yang tersisa. Dalam penelitian ini performa metode interpolasi COK dan IDW ditentukan berdasarkan pengujian perbedaan antara hasil data prediksi dengan data aktual, menggunakan parameter statistik *root mean square error* (RMSE), dan *mean error* (ME). Metode interpolasi dengan nilai RMSE terkecil dan nilai ME yang paling mendekati nilai nol menunjukkan bahwa model mempunyai nilai kesalahan (*error*) yang lebih kecil dan hasil estimasinya lebih akurat. (Robinson and Metternicht, 2006). Model persamaan RMSE dan ME dinyatakan sebagai berikut

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Z}(x_i) - Z(x_i))^2} \tag{9}$$

dan,

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)] \tag{10}$$

dimana  $\hat{Z}(x_i)$ : nilai estimasi,  $Z(x_i)$ : nilai pengukuran, dan  $n$  : jumlah data prediksi.

Untuk menilai tingkat akurasi metode COK digunakan parameter *root mean square standardized prediction error* (RMSP). prediksi dinyatakan akurat jika nilai RMSP sama dengan satu. Jika nilai RMSP lebih kecil dari satu menunjukkan bahwa nilai hasil estimasi *overestimated* dan sebaliknya (Robinson and Metternicht, 2006). Model persamaan RMSP dirumuskan sebagai berikut

$$RMSP = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{ME}{\theta^2(x_i)} \right)^2} \tag{11}$$

dimana,  $\theta^2(x_i)$  : variansi kriging pada lokasi  $x_i$ ,

### HASIL DAN PEMBAHASAN

a) *Analisis statistik*

Basis data yang digunakan. adalah data komposit atau rata-rata tertimbang kadar Co, Fe dan Ni dari setiap titik bor pada zona limonit. Nilai kadar komposit ditentukan dengan menggunakan persamaan (1). Deskripsi statistik kadar komposit Co, Fe dan Ni digunakan untuk mengetahui karakteristik data di daerah penelitian disajikan pada Tabel 1. Dalam tabel tersebut menunjukkan dispersi standar deviasi yang rendah untuk kadar Co dan Ni dengan nilai 0,02 – 0,14 dan menunjukkan dispersi agak tinggi pada Fe dengan nilai 4,66. Nilai koefisien variansi (CV) bervariasi dari 0,1 sampai 0,2 mengindikasikan variabilitas yang rendah (Yasrebi et al ,2009). Sedangkan nilai koefisien *skewness* bervariasi dari -0,41 sampai 0,9 menunjukkan distribusi data masih mendekati normal dan tidak perlu dilakukan transformasi (Robinson and

Metternicht, 2006). Hubungan antara Co terhadap Ni menunjukkan nilai koefisien korelasi (r) yang lebih besar, yaitu 0,28 dibandingkan dengan nilai Co terhadap Fe sama dengan 0,23.

Tabel 1: Deskripsi analisis statistik kadar Co, Ni dan Fe

Elemen	Min	Mak	Rerata	Std dev	CV	Skew	r (Co)	n
Co	0.01	0.19	0.104	0.02	0.2	0.19		256
Ni	0.91	1.61	1.27	0.14	0.1	-0.19	0.28	256
Fe	19.95	46.06	34.34	4.66	0.14	-0.41	0.23	256

Min: Nilai minimum, Mak: Maksium, Std dev: Standar deviasi, CV: Koefisien variansi, Skew: *Skewness*, r (Co): Koefisien korelasi terhadap Co, dan n: Jumlah data komposit.

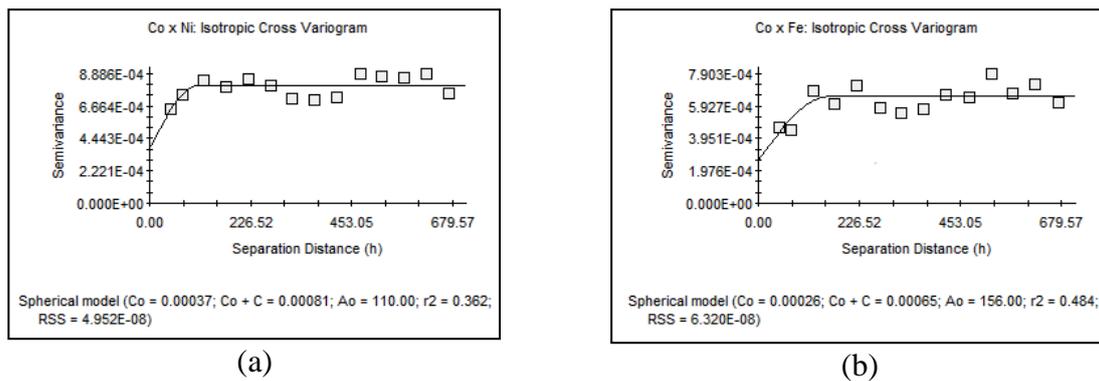
b) Model variogram untuk analisis COK

Studi *cross-variogram* dilakukan dengan data komposit Co sebagai variabel primer sedangkan Ni dan Fe sebagai covariabel atau variabel sekunder yang dihitung dengan menggunakan persamaan (4). Analisis struktural *cross-variogram* menggunakan geometri isotropi, dengan melakukan *fitting* terhadap tiga model variogram yaitu; *spherical*, *exponential* dan *gaussian*. Model variogram dengan nilai RSS terkecil dipilih sebagai model yang terbaik, atau jika setiap model variogram menunjukkan nilai RSS yang sama, maka digunakan parameter  $r^2$  dengan nilai tertinggi yang dipilih sebagai variogram terbaik (Robertson, 2008). Tabel 2, menyajikan model *cross-variogram*, nilai RSS dan  $r^2$  kadar Co terhadap variable sekunder (covariabel) Ni dan Fe. Hasil analisis struktural menunjukkan bahwa untuk model variogram *spherical* mempunyai nilai RSS terkecil dan nilai  $r^2$  tertinggi baik untuk *cross variogram* Co dengan covariabel Ni, maupun untuk *cross variogram* Co dengan covariabel Fe. Nilai RSS terkecil adalah 0,0000000495 dan nilai  $r^2$  terbesar adalah 0.362 untuk *cross variogram* Co dengan covariabel Ni, sedangkan untuk *cross variogram* Co dengan covariabel Fe nilai RSS terkecil adalah 0,0000000632 dan nilai  $r^2$  terbesar: 0.484. Karena terdapat perbedaan nilai RSS dari hasil analisis struktural tersebut maka pemilihan model variogram terbaik dilakukan berdasarkan nilai RSS terkecil. Pada penelitian ini model *variogram* terbaik yang digunakan dalam estimasi kadar Co dengan metode COK adalah model *spherical* dengan menggunakan covariabel Ni. Gambar 3, (a) menunjukkan model *cross variogram spherical* untuk kadar Co dengan covariabel Ni dan (b) menunjukkan model *spherical* untuk kadar Co terhadap covariabel Fe.

Tabel 2: Cross variogram

Primer	Variabel		Cross variogram	RSS	$r^2$
	Primer	Sekunder			
Co	Ni		<i>Spherical</i>	0,0000000495	0.362
			<i>Exponential</i>	0,0000000728	0.170
			<i>Gaussian</i>	0,0000000672	0.135
	Fe		<i>Spherical</i>	0,0000000632	0.484
			<i>Exponential</i>	0,0000000673	0.451
			<i>Gaussian</i>	0,0000000640	0.479

RSS: *Residual sum of square*,  $r^2$ : Koefisien determinasi



Gambar 3: Model *cross* variogram terbaik pada metode COK (a) model spherical untuk kadar Co dengan covariabel Ni (b) model spherical untuk kadar Co dengan covariabel Fe

c) *Ordinary* cokriging (COK)

Proses penaksiran kadar Co dengan metode COK dilakukan menggunakan data komposit dengan jumlah maximum 15 data dan minimum 3 data, sedangkan batas jarak dan arah pencarian (*search area*) adalah 110 m sesuai dengan nilai *range* ( $A_0$ ) dari *cross-variogram spherical* Co terhadap covariabel Ni. Nilai ini digunakan karena mempunyai nilai *range* lebih kecil dibandingkan dengan *cross variogram* Co terhadap covariabel Fe (Gambar 4). Proses interpolasi COK dilakukan dengan metode *point cokriging*, dimana estimasi nilai di suatu titik target dilakukan berdasarkan nilai data disekitarnya dengan menggunakan persamaan (2) dan (3). Titik target yang ditaksir tersebut akan memiliki satu nilai hasil estimasi dan satu nilai variansi estimasi. Gambar 4 menunjukkan perbandingan peta distribusi spasial kadar Co hasil estimasi metode interpolasi COK menggunakan *cross-variogram spherical* dengan Co sebagai variabel utama dan Ni sebagai covariabel (Gambar 4.a), sedangkan Gambar 4.b, adalah peta distribusi spasial kadar Co dengan covariabel Fe. Kedua peta tersebut menunjukkan distribusi spasial kadar Co yang berbeda baik dalam pola maupun persentase luas sebarannya, dimana Gambar 4.a menunjukkan distribusi kadar 0,1 - 0,18% Co (warna merah) lebih luas bila dibandingkan dengan peta pada Gambar 4.b.

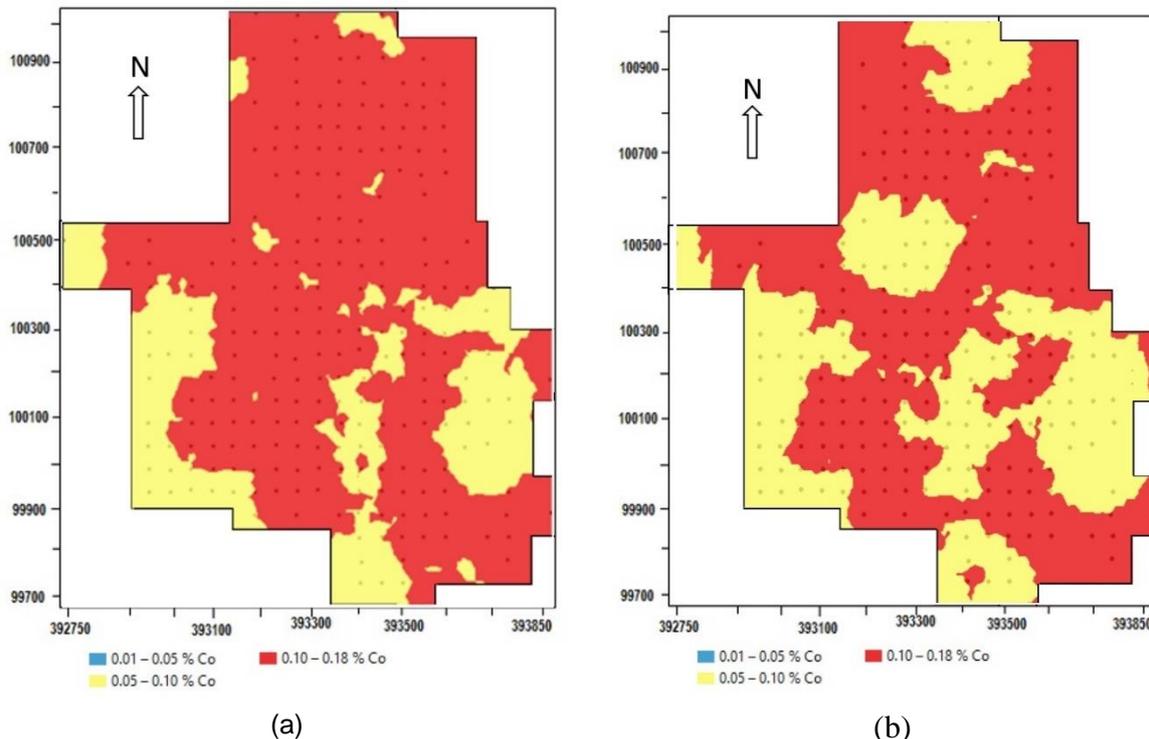
Berdasarkan nilai Me dan RMSE terkecil (Tabel 3) menunjukkan bahwa hasil prediksi distribusi spasial kadar Co dengan metode interpolasi COK menggunakan Ni sebagai covariabel lebih baik dibandingkan dengan menggunakan covariable Fe (Robinson dan Metternicht, 2006). Berdasarkan nilai koefisien korelasi (r) menunjukkan bahwa korelasi kadar Co terhadap Ni mempunyai nilai  $r = 0,28$  lebih besar dibandingkan dengan Co terhadap Fe dengan nilai  $r = 0,23$  (Tabel 1). Hasil ini menunjukkan bahwa metode COK dengan menggunakan pasangan data variabel primer dan sekunder yang mempunyai tingkat korelasi lebih tinggi menghasilkan prediksi interpolasi yang lebih baik.

Peta hasil estimasi metode interpolasi COK terbaik menunjukkan bahwa distribusi spasial kadar dengan nilai 0,1–0,18% Co (warna merah) menyebar dari bagian utara sampai selatan dan menempati  $\pm 70\%$  dari luas daerah penelitian, sedangkan distribusi Co dengan kadar 0,05-0,1% (warna kuning) sebagian besar menempati bagian selatan  $\pm 30\%$  dari luas daerah penelitian (Gambar 4.a). Peta ini juga menunjukkan bahwa distribusi Co dengan kadar 0,1-0,18% masih terbuka dan menerus kearah utara, barat laut, timur laut, dan selatan dari daerah penelitian.

Akurasi hasil estimasi metode interpolasi COK terhadap kadar Co menunjukkan RMSP dengan nilai 0.959031 (Tabel 3). Nilai ini mengindikasikan bahwa hasil estimasi dengan metode COK pada penelitian ini *overestimated* (Robinson and Metternicht., 2006).

Tabel 3: Nilai *mean error* dan *root mean error*

Variabel		Metode	Cross	ME	RMSE	RMSP
Primer	Sekunder	Interpolasi	Variogram			
Co	Ni	COK	<i>Spherical</i>	-0.00014351	0.019781	0.959031
	Fe	COK	<i>Spherical</i>	0.0001839	0.021616	0.97339



Gambar 4: Peta distribusi spasial kadar kobalt dengan metode COK, (a) dengan covariabel Ni dan (b) dengan covariabel Fe

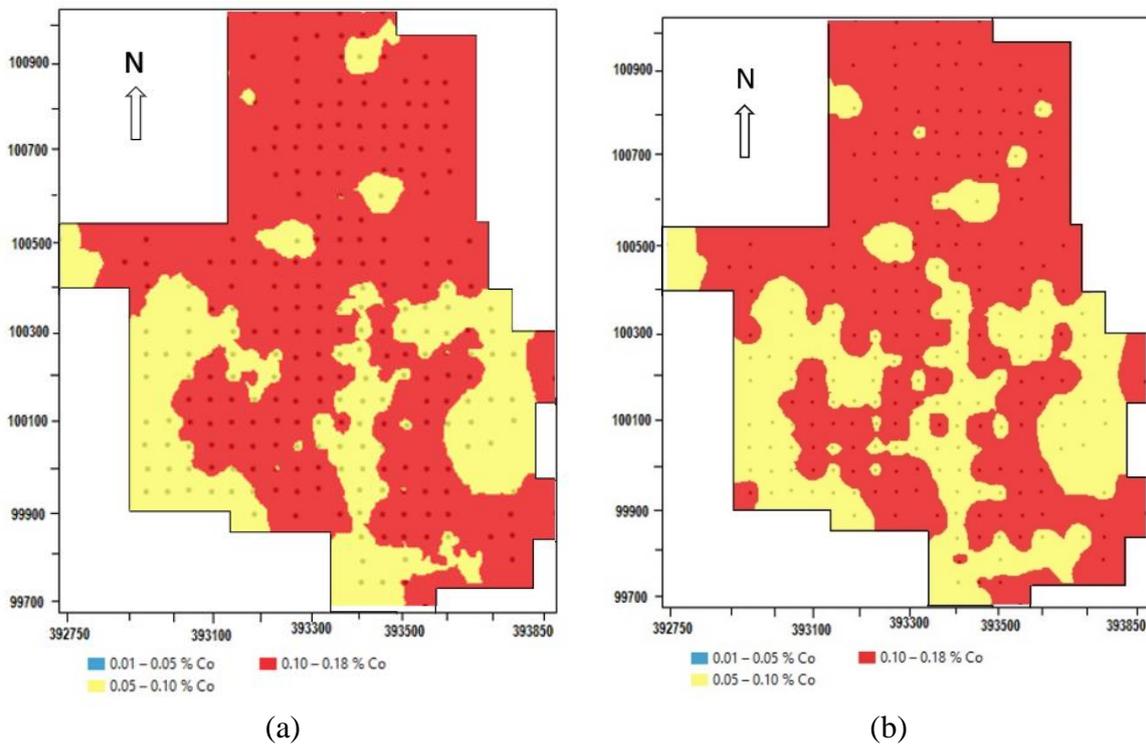
d) *Inverse distance weighting (IDW)*

Proses estimasi IDW dilakukan dengan menggunakan data dan parameter yang sama dengan proses penaksiran metode COK, dimana jumlah maksimum data yang digunakan dalam penaksiran adalah 15 data dan minimum 3 data, dan *search area* 110m, sama dengan nilai yang digunakan dalam proses penaksiran COK. Proses estimasi metode interpolasi IDW dilakukan menggunakan persamaan (7) dan (8) dengan dua nilai *power* yaitu *power* 1 dan 2. Gambar 5 menunjukkan perbedaan distribusi spasial kadar Co hasil estimasi metode interpolasi IDW *power* 1 dan *power* 2. Kedua peta menunjukkan pola sebaran kadar Co dengan kadar 0,1-0,18% (warna merah) dominan menempati bagian utara daerah penelitian dengan persentase luas sebaran yang berbeda. Sebaran kadar Co dengan warna merah pada peta hasil interpolasi IDW *power* 1 (Gambar 5.a) menunjukkan distribusi yang lebih luas bila dibandingkan dengan hasil interpolasi IDW *power* 2 (Gambar 5.b).

Penilaian hasil estimasi berdasarkan nilai ME dan RMSE terkecil (Tabel 4) menunjukkan bahwa hasil estimasi metode interpolasi IDW *power* 1 mempunyai nilai RMSE dan ME lebih kecil dibandingkan dengan metode IDW *power* 2. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi metode IDW *power* 1 lebih baik dibandingkan dengan IDW *power* 2. Pada peta interpolasi IDW *power* 1 menunjukkan bahwa distribusi kadar kobal 0,1-0,18% (warna merah) menyebar secara spasial di bagian utara dan menyempit di bagian selatan dengan menempati ±65% daerah penelitian dan kobal dengan kadar 0,05-0,1% (warna kuning) sebagian besar menempati bagian selatan ±35% dari daerah penelitian. Sebaran kadar kobal yang tinggi (warna merah) masih terbuka dan menerus kearah utara, timur laut, barat laut, dan selatan dari daerah penelitian.

Tabel 4: Nilai RMSE dan ME hasil estimasi IDW *power* 1 dan 2

Variabel	Metode Interpolasi	ME	RMSE
Co	IDW-1	-0.00024	0.019971
	IDW-2	-0,00038	0.020506



Gambar 5: Peta distribusi spasial kadar Co (a) dengan IDW *power* 1 dan (b) dengan IDW *power* 2

e). Evaluasi metode interpolasi

Evaluasi hasil estimasi distribusi spasial kadar Co dengan metode interpolasi OCK terbaik (menggunakan covariabel Ni) dan metode IDW terbaik (menggunakan IDW *power* 1) dilakukan berdasarkan nilai RMSE terkecil dan nilai ME yang lebih mendekati nilai nol (Robinson and Metternicht, 2006). Hasil estimasi metode interpolasi OCK menunjukkan

RMSE dengan nilai 0.019781, lebih kecil dibandingkan dengan nilai RMSE pada metode interpolasi IDW *power* 1 yaitu 0.019971, demikian juga nilai ME untuk metode OCK dengan nilai -0.00014351 lebih mendekati nilai 0 (nol) bila dibandingkan dengan nilai ME sama dengan -0.00024000 pada metode interpolasi IDW *power* 1 (Tabel 5). Berdasarkan nilai RMSE dan ME ini maka hasil prediksi kadar Co dengan metode interpolasi OCK menggunakan covariabel Ni pada penelitian ini dianggap lebih baik dibandingkan dengan metode interpolasi IDW.

Tabel 5: Nilai RMSE dan ME hasil estimasi COK dan IDW *power* 1

Variabel	Metode Interpolasi	ME	RMSE
Co	COK	-0.00014351	0.019781
	IDW-1	-0.00024000	0.019971

**KESIMPULAN**

Pada penelitian ini hasil penaksiran metode interpolasi geostatistik OCK menunjukkan akurasi lebih baik dibandingkan dengan metode interpolasi deterministik IDW. Meskipun hasil penaksiran sebaran spasial kadar Co menggunakan metode interpolasi OCK dengan covariabel Ni menunjukkan hasil estimasi overestimate, tetapi metode interpolasi ini menunjukkan performa paling baik dibandingkan dengan metode OCK dengan menggunakan covariabel Fe atau bila dibandingkan dengan metode interpolasi IDW *power* 1 atau IDW *power* 2. Pada penelitian ini teknik interpolasi OCK menunjukkan bahwa penggunaan dua variabel data dengan nilai koefisien korelasi yang lebih tinggi menghasilkan prediksi yang lebih baik bila dibandingkan dengan menggunakan dua variabel dengan nilai koefisien korelasi yang lebih kecil. Hasil estimasi metode interpolasi terbaik OCK menunjukkan bahwa distribusi spasial kadar Co dengan nilai 0,1-0,18% (warna merah pada Gambar 4.a) tersebar menempati bagian utara dan menyempit di bagian selatan daerah penelitian. Sebaran kadar ini masih terbuka ke arah utara, timur laut, barat laut dan ke arah selatan dari daerah penelitian.

**Ucapan Terima Kasih**

Terimakasih disampaikan kepada Kaprodi Teknik Pertambangan dan Dekan FTM Institut Teknologi Nasional Yogyakarta atas kesempatan dan dukungan yang telah diberikan dalam penelitian ini.

**DAFTAR PUSTAKA**

Adhikary. S. K, Muttill. N, Yilmaz. A. G., 2017, Cokriging for enhance spatial interpolation of rainfall in two Australian catchments, *Hydrological Processes*, 31: 2143-2161.

Berger. V. I, Singer. D. A, Bliss. J. D, Moring. B. C., 2011, Ni-Co laterite deposits of the world-database and grade and tonnage models, 2011-1058, U.S. Geological Survey, Reston, Virginia, 30p.

Butt. C. R. M, and Cluzel. D., 2013, Nickel Laterite Ore Deposits: Weathered Serpentinities, *Elements*, Vol.9, pp. 123-128

- Cao, J, Li. C, Wu. Q, Qiau. J., 2020, Improved mapping of soil heavy metals using a Vis-NIR spectroscopy index in an agricultural area of Eastern China, *IEEE Access*, Vol. 8, p. 42584-42595.
- Daya. A. A., 2015, Ordinary kriging for the estimation of vein type copper deposit: A case study of the Chelkureh, Iran, *Journal of Mining and Metallurgy*, 51A (1), p.1-14.
- Daya. A. A., 2012, Reserve estimation of central part of Choghart north anomaly iron ore deposit through ordinary kriging method, *International Journal of Mining and Technology* 22, 573-577.
- Dong. F, Pang. Z, Yu. J, Deng. J, Li. X, Ma. X, Dietrich. A. M, Deng. Y., 2022, Spatio-temporal variability of halogenated disinfection by-products in large-scale two-source water distribution system with enhanced chlorination, *Journal of Hazardous Materials*, 423, 127113.
- Dublet. G, Juillot. F, Brest. J, Noel. V, Fritsch. E, Proux. O, Olivi. L, Ploquin. F, Morin. G., 2017, Vertical changes of the Co and Mn speciation along a lateritic regolith developed on peridotites (New Caledonia), *Geochim, Cosmochim, Acta* 217, 1-15.
- Elias. M., 2002, Nickel laterite deposit-Geological overview, *Resources and exploration*, Centre of Ore Deposit Research, University of Tasmania, Hobart, Special publication 4, pp 205-220.
- Ernowo, Oktaviani. P., 2010, Review of chromite deposits of Indonesia, *Buletin Sumber Daya Geologi*, Vol 5, No.1, p. 10-19.
- Farag. H. A, Gouda. M. A, Yassin. M. A., 2020, The effect of using cokriging against ordinary kriging when estimating phosphate deposits at Elsebaiya area, Egypt, *World Journal of Engineering and Technology*, 8, 700-711.
- Heriawan. M. N, Syafrizal, Widodo. L. E, Airlangga. E, Rustiawan. W., 2009, Analisis kerapatan data eksplorasi dan estimasi sumberdaya dengan pendekatan metode geostatistik pada endapan nikel laterit di daerah Halmahera Timur, *JTM Vol. XVI No.2*, p. 89-102.
- Horn. S, Gunn. A. G, Petavratzi. E, Shaw. R. A, Eliu. P, Tormanen. T, Bjerkgard. T, Sandstad. J. S, Jonsson. E, Kountourelis. S, Wall. F., 2021, Cobal resources in Europe and the potential for new discoveries, *Ore Geology Reviews* 130, 103915.
- Isaaks, E. H, Srivastava, R. M., 1989, *Applied geostatistics*, Oxford University Press, New York.
- Johston. K, VerHoef. J. M, Krivoruchko. K, Lucas. N., 2001, *Using ArcGis geostatistical analyst*, Redlands, CA, USA: ArcGis Manual by ESRI.
- Kadariusman. A., 2013, Ultra mafic rocks and their nickel deposit occurrences in Halmahera and West Papua, Indonesia, *Proceedings MGEI Annual Convention: Papua and Maluku Mineral Resources*, 11-16.
- Lu. G. Y, Wong. D. W., 2008, An adaptive inverse-distance weighting spatial interpolation technique, *Comput. Geosci*, 34, 1044-1055.
- Minnitt. R. C. A, Deutsch. C. V., 2014, Cokriging for optimal mineral resource estimates in mining operation, *The Journal of The African Institute of Mining and Metallurgy*, vol 114, p 189-203.

- Newsome. L, Arguedas. A. S, Coker. V. S, Boothman. C, Lloyd. J. R., 2020, Manganese and cobalt redox cycling in laterites; Biochemical and bioprocessing implications, *Chemical Geology* 531 (220) 119330, p 1-15.
- Oxley. A, Smith. M. E, Caceres. O., 2016, Why heap leach nickel laterites? *Miner. Eng.* 88, p.53-60.
- Robertson. G. P., 2008, *GS+: Geostatistics for the environmental sciences*, Gamma Design Software: Palinwell, Michigan, USA.
- Robinson. T.P, Metternicht. G., 2006, Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties, *Computer and Electronics in Agriculture* 50, pp 97-108.
- Shahbeik. S, Afzal. P, Moarefvand. P, Qumarsy. M., 2014, Comparison between ordinary kriging (OK) and inverse distance weighted (IDW) based on estimation error: Case study in Dardevey iron ore deposit, NE Iran, *Arabian Journal of Geosciences*, Arab J Geosci 7: 3693-3704.
- Stankovic. S, Stopic. S, Sokic. M, Markovic. B, Friedrich. B., 2020, Review of the past, present, and future of the hydrometallurgical production of nickel and cobalt from lateritic ores, *Metallurgical and Materials Engineering*, vol 26 (2), p. 199-208.
- Syafrizal, Heriawan. M. N, Notosiswoyo. S, Anggayana. K, Samosir. J. F., 2009, Hubungan kemiringan lereng dan morfologi dalam distribusi ketebalan horizon laterit pada endapan nikel laterit: Studi kasus endapan nikel laterit di pulau Gee dan pulau Pakal, Halmahera Timur, Maluku Utara, *JTM Vol. XVI No. 3*, p. 149-159.
- Yasrebi. J, Saffari. M, Fathi. H, Karimian. N, Moazallahi. M, Gazni. R., 2009, Evaluation and comparison of ordinary kriging and inverse distance weighting methods for prediction of spatial variability of some soil chemical parameters, *Research Journal of Biological Sciences* 4 (1): 93-102.