

**PERBANDINGAN ANALISIS METODE INTERPOLASI
SPASIAL *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE
WEIGHTED (IDW)* PADA PENENTUAN BAHAN ORGANIK
TANAH DI KABUPATEN SAMPANG**

SKRIPSI

**Oleh:
RIA ROSILAWATI
0510950047-95**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2010**

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



**PERBANDINGAN ANALISIS METODE INTERPOLASI
SPASIAL *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE
WEIGHTED (IDW)* PADA PENENTUAN BAHAN ORGANIK
TANAH DI KABUPATEN SAMPANG**

SKRIPSI

**Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika**

**Oleh:
RIA ROSILAWATI
0510950047-95**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG**

2010

i

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

PERBANDINGAN ANALISIS METODE INTERPOLASI SPASIAL *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE WEIGHTED (IDW)* PADA PENENTUAN BAHAN ORGANIK TANAH DI KABUPATEN SAMPANG

Oleh :
RIA ROSILAWATI
0510950047-95

Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 04 Januari 2010
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika

Pembimbing I

Pembimbing II

Prof.Dr.Ir.Henny Pramodyo, MS Eni Sumarminingsih, SSi.,MM
NIP. 19570705 198103 1 009 NIP. 132 300 241

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya

Dr. Agus Suryanto, M.Sc.
NIP. 19690807 199412 1 001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : RIA ROSILAWATI
NIM : 0510950047-95
Program Studi : Statistika
Penulis Tugas Akhir berjudul :

**Perbandingan Analisis Metode Interpolasi Spasial *Ordinary Kriging*
dan *Inverse Distance Weighted* (IDW) Pada Penentuan Bahan
Organik Tanah di Kabupaten Sampang**

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Isi dari skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 04 Januari 2010
Yang menyatakan,

(Ria Rosilawati)
NIM. 0510950047-95

PERBANDINGAN ANALISIS METODE INTERPOLASI SPASIAL *ORDINARY KRIGING* DAN *INVERSE DISTANCE WEIGHTED* (IDW) PADA PENENTUAN BAHAN ORGANIK TANAH DI KABUPATEN SAMPANG

ABSTRAK

Bahan organik merupakan salah satu komponen utama dari tanah yang sangat mempengaruhi keadaan atau jenis tanah dan selanjutnya dapat membantu pertumbuhan tanaman, sehingga jika kadar bahan organik tanah menurun, kemampuan tanah dalam mendukung produktifitas tanaman juga menurun, kadar bahan organik juga dijadikan sebagai indikator tingkat erosi tanah. Masalah yang muncul adalah analisa kadar bahan organik akan memerlukan banyak biaya, terlebih jika digunakan untuk mengetahui sebarannya secara spasial akan memerlukan banyak contoh tanah yang kemudian berakibat pada banyaknya biaya yang diperlukan. Metode yang dapat digunakan dalam memperkirakan kadar bahan organik di wilayah tertentu adalah metode interpolasi. Dalam skripsi ini akan dipelajari bagaimana penerapan dari metode interpolasi *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted* dan metode mana yang lebih baik ditinjau dari segi keakuratannya khususnya jika diaplikasikan pada interpolasi kadar bahan organik di Kabupaten Sampang. Untuk mengukur keakuratan, dipergunakan *cross validation* dengan ukuran keakuratan RMSE. Dari perhitungan diperoleh metode interpolasi *inverse distance weighted* lebih akurat dibandingkan *ordinary kriging* dengan dengan nilai RMSE sebesar 0.3203

Kata Kunci: Interpolasi Spasial, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*

THE ANALYSIS COMPARISON OF THE SPATIAL INTERPOLATION METHOD *ORDINARY KRIGING* AND *INVERSE DISTANCE WEIGHTED (IDW)* IN DECIDING SOIL ORGANIK MATERIAL IN SAMPANG REGENCY

ABSTRACT

Organik material is one of the main components from soil that very affecting the condition or soil variety and then it can help the plants growth so that if the quality of soil organic material is decreased, too; the quality of organic material had become an indicator of land eruption level. The appearing problem is the analysis of the organic material quality would require so much cost, moreover if it is used to explore the extent spatially would require more of the soil sample that would cause to the cost needed. The method that could be use in expecting organic material quality in certain region is interpolation method. This study would explain how to apply interpolation method *ordinary kriging* and *inverse distance weighted*, and which method is better; observed from its accuration especially if it is applied to interpolation of organic material quality in sampang regency. To measure the accuracy, used *cross validation* with RMSE accuracy standard. From the calculation obtained, interpolation method of inverse distance weighted is more accurate than ordinary kriging with the smallest RMSE value which is 0,3203.

Keywords: Spatial Interpolation, *Ordinary Kriging*, *Inverse Distance Weighted*

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala berkah dan rahmat yang telah diberikan sehingga dapat menyelesaikan penelitian dengan judul Analisis Perbandingan Metode Interpolasi Spasial *Ordinary Kriging* dan *Inverse Distance Weighted* (IDW) Pada Penentuan Bahan Organik Tanah di Kabupaten Sampang.

Dalam penyusunan penelitian ini cukup banyak bantuan yang diberikan berbagai pihak, baik berupa bimbingan maupun saran. Oleh karena itu, penulis dalam kesempatan ini mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Henny Pramoedyo, MS selaku dosen pembimbing I dan Ibu Eni Sumarminingsih, SSi., MM selaku dosen pembimbing II atas motivasi dan waktu yang telah diberikan
2. Ibu Ir. Soepraptini, MSc, Ibu Dra. Ani Budi Astuti, M.Si, dan Bapak Adji Achmad R. F., S.Si, MSc selaku dosen penguji atas saran dan masukan yang diberikan
3. Bapak Dr. Agus Suryanto, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya Malang
4. Mama, Papa, Abang, Bie dan seluruh keluarga atas doa dan dukungannya.
5. Teman-teman Statistika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya khususnya angkatan 2005, yang telah memberikan semangat dan motivasi
6. Semua pihak yang telah membantu secara langsung dan tidak langsung yang tidak bisa penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan ini masih terdapat banyak kekurangan. Untuk itu saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan. Semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Malang, Januari 2010

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan	2
1.5 Manfaat	2
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Data Spasial	3
2.2 Metode Interpolasi Spasial	3
2.3 Metode Kriging	3
2.3.1 Uji Kenormalan Kormogorov Smirnov	5
2.3.2 Variogram	5
2.3.3 Pemodelan Semivariogram	7
2.3.4 <i>Ordinary Kriging</i>	16
2.4 Metode <i>Inverse Distace Weighted</i>	20
2.5 Cross Validation	22
2.6 Gambaran Umum Bahan Organik Tanah	23
 BAB IIII METODE PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	25
3.2 Metode Penelitian	25

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

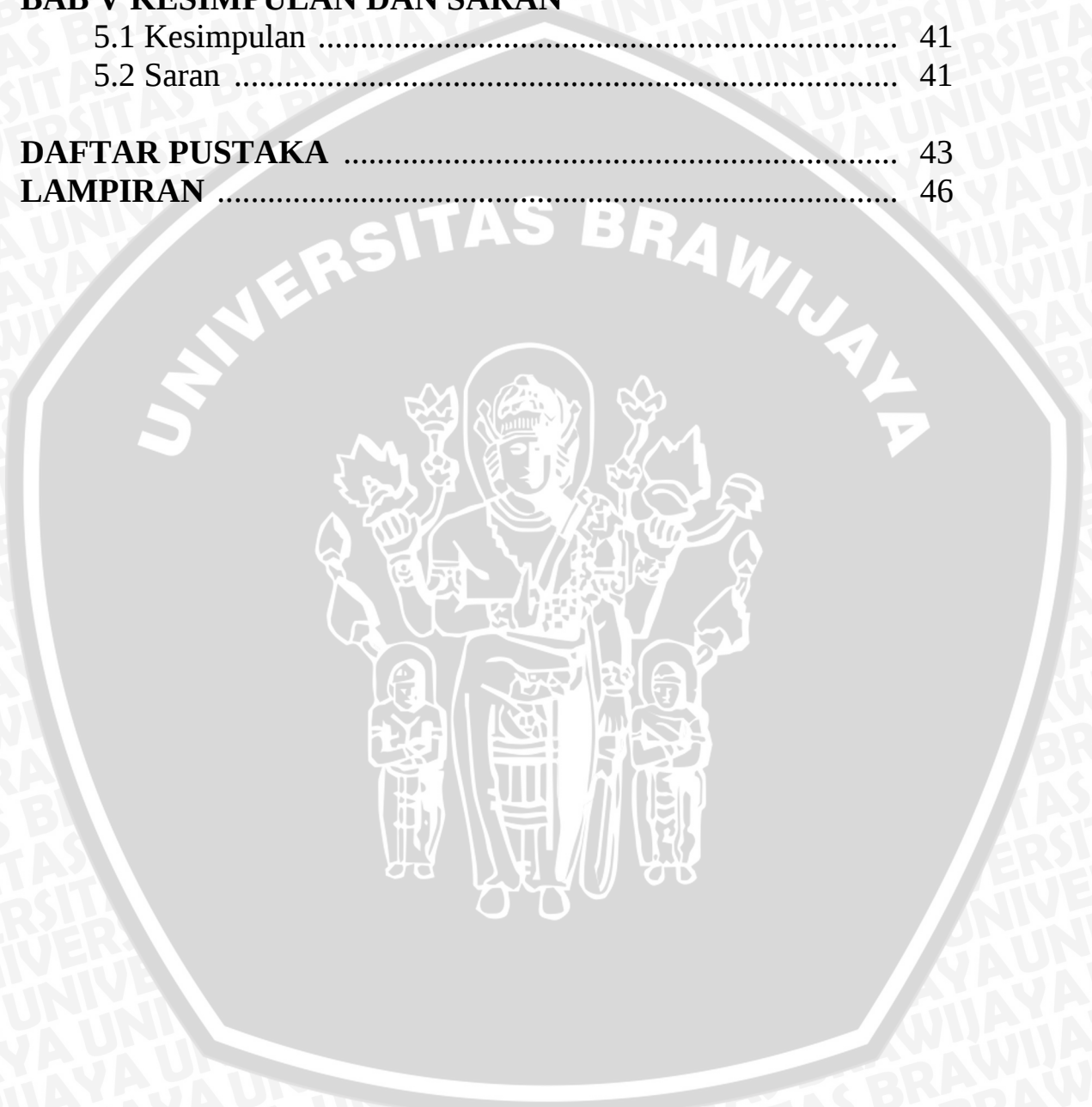
4.1 Interpolasi <i>Ordinary Kriging</i>	29
4.2 Interpolasi <i>Inverse Distance Weighted</i>	37
4.3 Pemilihan Metode Terbaik	39

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	41
5.2 Saran	41

DAFTAR PUSTAKA	43
----------------------	----

LAMPIRAN	46
----------------	----



DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Kovariogram, Semivariogram, Korelogram	9
Gambar 2.2 Penentuan wilayah toleransi untuk semivariogram	10
Gambar 2.3 Bentuk semivariogram baku	10
Gambar 2.4 Model <i>spherical</i>	13
Gambar 2.5 Model <i>exponential</i>	13
Gambar 2.6 Model <i>gaussian</i>	14
Gambar 2.7 Elips dari <i>directional range</i>	16
Gambar 2.8 Pembobotan <i>ordinary kriging</i> pada lokasi s_0	18
Gambar 2.9 Pemilihan parameter power p yang optimal	21
Gambar 3.1 Prosedur perbandingan <i>ordinary kriging</i> dan <i>inverse distance weighted</i>	28
Gambar 4.1 Uji Kenormalan Kolmogorov Smirnov	29
Gambar 4.2 Plot data C-Organik terhadap <i>altitude</i>	30
Gambar 4.3 Plot data C-Organik terhadap <i>longitude</i>	30
Gambar 4.4 <i>Semivariogram cloud</i> C-Organik	31
Gambar 4.5 Semivariogram C-Organik hasil <i>binning</i>	32
Gambar 4.6 Peta prediksi kadar C-Organik dengan <i>ordinary kriging</i>	35
Gambar 4.7 Peta simpangan baku galat prediksi	36
Gambar 4.7 Peta prediksi kadar C-Organik dengan IDW	37

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Jumlah dan distribusi C-organik.....	24
Tabel 4.1 Perbandingan hasil <i>cross validation</i> ketiga model semivariogram.....	34
Tabel 4.2 Statistik deskriptif prediksi kadar C-Organik dengan ordinary kriging.....	35
Tabel 4.3 Perbandingan hasil <i>cross validation</i> IDW dengan kelima model power	37
Tabel 4.4 Statistik deskriptif prediksi kadar C-Organik dengan IDW.....	39
Tabel 4.5 Perbandingan hasil <i>cross validation ordinary kriging dan IDW</i>	49



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Sekunder Kadar C-organik di Kabupaten Sampang Madura.....	47
Lampiran 2 Peta Lokasi Titik Kadar C-Organik di Kabupaten Sampang Madura.....	49
Lampiran 3 Langkah pemodelan semivariogram <i>spherical</i>	50
Lampiran 4 Langkah pemodelan semivariogram <i>exponential</i>	52
Lampiran 5 Langkah pemodelan semivariogram <i>Gaussian</i>	54
Lampiran 6 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>ordinary kriging</i> dengan model semivariogram <i>spherical</i>	56
Lampiran 7 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>ordinary kriging</i> dengan model semivariogram <i>exponential</i>	58
Lampiran 8 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>ordinary kriging</i> dengan model semivariogram <i>Gaussian</i>	60
Lampiran 9 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>IDW</i> dengan model power 1	62
Lampiran 10 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>IDW</i> dengan model power 2	64
Lampiran 11 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>IDW</i> dengan model power 3	66
Lampiran 12 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>IDW</i> dengan model power 4	68
Lampiran 13 <i>Cross validation</i> interpolasi <i>IDW</i> dengan model power 5	70
Lampiran 14 Titik-titik kritis uji Kenormalan Kolmogorov Smirnov	72

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bahan organik merupakan salah satu komponen utama dari tanah yang sangat mempengaruhi keadaan atau jenis tanah dan selanjutnya dapat membantu pertumbuhan tanaman (Bohn, McNeal, dan O'Connor, 2001). Sehingga jika kadar bahan organik tanah menurun, kemampuan tanah dalam mendukung produktifitas tanaman juga menurun. Menurunnya kadar bahan organik merupakan salah satu bentuk kerusakan tanah yang umum terjadi. Kerusakan tanah merupakan masalah penting bagi negara berkembang karena intensitasnya yang cenderung meningkat sehingga tercipta tanah-tanah rusak yang jumlah maupun intensitasnya meningkat (Soepardi, 1983).

Analisa kadar bahan organik akan memerlukan banyak biaya, terlebih jika digunakan untuk mengetahui sebarannya secara spasial maka akan memerlukan banyak contoh tanah yang kemudian berakibat pada banyaknya biaya yang diperlukan. Oleh karena itu, dicari solusi atau metode yang dapat meminimalisir biaya tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kadar bahan organik di suatu lahan adalah Interpolasi (Lillesand dan Kiefer, 2000).

Pada penelitian sebelumnya, peneliti membandingkan metode interpolasi spasial antara poligon Thiessen dan *ordinary kriging* pada interpolasi rata – rata curah hujan tahunan di wilayah Malang, diperoleh kesimpulan bahwa *ordinary kriging* lebih sesuai digunakan dalam prediksi curah hujan daripada metode poligon Thiessen (Cahyono, 2006). Selain kedua metode tersebut terdapat metode interpolasi *inverse distance weighted*. Pada penelitian yang dilakukan Yasrebi (2009) yang membandingkan *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted* dalam prediksi variabilitas spasial pada beberapa parameter kimia tanah menyatakan bahwa *inverse distance weighted* merupakan metode interpolasi yang sangat populer dan sering digunakan karena sederhana dan cepat. Sedangkan metode *kriging* memerlukan langkah pemodelan pendahuluan dari hubungan keragaman jarak (*variance-distance*).

Pada penelitian ini, kedua metode yaitu metode interpolasi *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted* akan diterapkan pada interpolasi bahan organik di wilayah Kabupaten Sampang dan ditentukan metode mana yang lebih akurat.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana peta prediksi bahan organik tanah di Kabupaten Sampang dengan menggunakan metode interpolasi spasial *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted*?
2. Metode mana yang paling akurat untuk digunakan dalam interpolasi bahan organik tanah di Kabupaten Sampang?

1.3 Batasan masalah

Pada penelitian ini metode *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted* akan digunakan untuk menginterpolasi bahan organik dengan menggunakan data sekunder bahan organik yang menyebar normal di Kabupaten Sampang. Kemudian ditentukan metode mana yang lebih baik dengan menggunakan *cross validation*. Pemilihan metode terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai RMSE dari kedua metode tersebut

1.4 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengetahui peta prediksi bahan organik tanah di Kabupaten Sampang dengan menggunakan metode interpolasi spasial *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted*.
2. Membandingkan kedua metode interpolasi tersebut untuk mengetahui metode yang lebih akurat untuk digunakan dalam interpolasi bahan organik tanah di Kabupaten Sampang.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini diharapkan setelah diketahui metode interpolasi yang paling akurat dapat digunakan untuk membuat peta prediksi bahan organik tanah yang dapat memberikan kontribusi terhadap perencanaan secara agrikultur yang berkelanjutan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengertian Data Spasial

Kata spasial berasal dari kata *space* yang artinya ruang dan spasial berarti bersifat keruangan. Data spasial merupakan data pengukuran yang memuat suatu informasi lokasi. Misal $Z(s_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, merupakan data pengukuran Z di lokasi dan koordinat s_i (Astutik dan Fitriani, 2004). Cressie (1993) menyatakan bahwa data spasial merupakan salah satu jenis data dependen, karena data dikumpulkan dari lokasi spasial berbeda yang mengindikasikan terdapatnya ketergantungan antara pengukuran data dengan lokasi

2.2. Metode Interpolasi Spasial

Interpolasi spasial merupakan suatu prosedur yang digunakan untuk memprediksi nilai dari suatu titik pada lokasi yang tidak memiliki titik sampel. Perhitungan prosedur ini berdasarkan pada autokorelasi spasial (*spatial autocorrelation*) ketergantungan secara spasial (*spatial dependence*). Pada interpolasi dihitung tingkat hubungan atau ketergantungan antara obyek yang dekat dan yang jauh (Childs, 2004). Ketergantungan secara spasial dapat dibuktikan secara visual dari bentuk semivariogram yang terbentuk, dimana apabila titik semivariogram membentuk suatu *cluster* (gerombolan) maka dapat dikatakan data spasial tersebut memiliki ketergantungan spasial (Wikipedia, 2010)

Kualitas dari berbagai analisis interpolasi yang dilakukan ditentukan dari tingkat keakuratan hasil prediksinya. Metode interpolasi yang berbeda dapat menghasilkan nilai prediksi yang berbeda pada lokasi yang sama (Tatalovich, 2005).

2.3. Metode Kriging

Kriging adalah metode geostatistika (yaitu ilmu yang khusus mempelajari distribusi dalam ruang) yang menggunakan nilai yang sudah diketahui dan semivariogram untuk memprediksi nilai pada lokasi lain yang belum diukur (Tatalovich, 2005). Metode kriging dikembangkan oleh Matheron (1963) setelah sebelum itu seorang

insinyur pertambangan Afrika selatan, D.G Krige, pada sekitar tahun 1950 mengembangkan metode empirik untuk memperkirakan distribusi biji tambang berdasarkan data dari beberapa lokasi sampel. Pada waktu yang sama ketika G. Matheron di Perancis mengembangkan kriging di bidang meteorologi oleh L.S. Gandin (1963) di Uni Soviet. Gandin menyebut metode kriging dengan istilah *optimum interpolation* (Cressie, 1993).

Terdapat beberapa model kriging, antara lain *simple*, *ordinary*, *universal*, *indicator*, *disjunctive* dan *probability kriging*. Kesemua metode tersebut memiliki metode yang ekuivalen pada model *cokriging*, yaitu kriging dengan lebih dari satu variabel yang diamati (*multivariate*). Metode yang paling banyak dipakai adalah *ordinary* serta *universal kriging*. *Simple kriging* mengasumsikan rata – rata nilai yang diukur konstan dengan nilai yang diketahui, dan *ordinary kriging* mengasumsikan rata – rata nilai yang diukur konstan dengan nilai yang tidak diketahui. Sedangkan *universal kriging* mengasumsikan rata – rata nilai yang diukur di tiap lokasi bervariasi (Krivoruchko and Gotway 2004 dalam Tatalovich, 2005). Menurut Jhonston (2001) dalam Tatalovich (2005), bahwa lebih baik tetap menggunakan metode *ordinary kriging* daripada metode *universal kriging* kecuali terdapat alasan yang kuat untuk menggunakan *universal kriging*, misal jika terdapat kecenderungan (*trend*) pada data pengukuran.

Untuk melakukan prediksi dengan metode interpolasi kriging, dua hal utama yang dilakukan adalah mengetahui pola hubungan ketergantungan dan membuat prediksi. Untuk melakukan hal tersebut, kriging melewati dua tahap. Tahap pertama adalah membuat variogram dan fungsi kovarian untuk memperkirakan nilai hubungan secara statistika (dinamakan *spasial autocorrelation*) yang bergantung pada model autokorelasi yang terbentuk. Tahap kedua adalah memprediksi nilai pada lokasi yang belum diketahui nilainya (ESRI, 2001).

Asumsi metode kriging adalah data spasial harus mengikuti sebaran normal agar dapat menghasilkan prediktor yang optimal. Apabila metode *kriging* diterapkan pada data yang mempunyai sebaran yang jauh dari normal, maka prediktor yang dihasilkan akan memiliki tingkat akurasi yang rendah (Cressie, 1993).

2.3.1. Uji Kenormalan Kormogorov Smirnov

Uji Kolmogorov Smirnov merupakan uji yang dapat dipakai untuk menguji berbagai distribusi teoritis kontinyu tertentu seperti normal, Poisson, eksponensial dan lain – lain. Uji ini membandingkan distribusi kumulatif sampel dengan distribusi kumulatif teoritis tertentu, dalam hal ini adalah distribusi kumulatif normal.

Hipotesis yang diuji dalam uji kenormalan Kolmogorov Smirnov adalah :

$$H_0 : F(z) = F_0(z)$$

lawan

$$H_1 : F(z) \neq F_0(z)$$

sedangkan statistik uji yang digunakan adalah

$$D_n = \text{Sup} |F_n(z) - F_0(z)| \quad (2.1)$$

di mana

D_n = Jarak tegak maksimum antara fungsi sebaran empiris $F_n(z)$ dengan fungsi sebaran normal $F_0(z)$

$F_0(z)$ = Sebaran kumulatif normal

$F_n(z)$ = Sebaran kumulatif sampel

$F(z)$ = Sebaran kumulatif populasi

Bila $D_n > D_n(\alpha)$ maka H_0 ditolak pada taraf nyata α , sehingga dikatakan distribusi dari populasi tidak mengikuti sebaran normal. Dengan $D_n(\alpha)$ merupakan titik kritis dari uji Kolmogorov Smirnov (Daniel, 1995).

2.3.2. Variogram

Variogram merupakan ukuran perilaku data secara spasial. Variogram dipakai untuk menentukan jarak dimana nilai-nilai data pengamatan menjadi tidak saling tergantung atau tidak saling berkorelasi. Dalam statistika dasar, kovarian menyatakan seberapa besar nilai dari dua variabel berhubungan satu sama lain. Misal jika nilai satu variabel bertambah dan nilai variabel yang lain juga bertambah nilainya maka dikatakan terdapat kovarian positif. Jika

kovarian dibagi dengan standar deviasi dari masing – masing variabel maka didapatkan koefisien korelasi. Di dalam konteks spasial, berlaku konsep yang sama.

Dalam pemodelan variogram dan *kriging*, data spasial diasumsikan sebagai proses acak (proses stokastik).

$$\{Z(s): s \in D\}$$

di mana D adalah himpunan bagian dalam R^d dengan d bilangan positif. Kovarian nilai antara dua titik sembarang s_i dan s_j ditentukan sebagai

$$Cov(s_i, s_j) = E[(Z(s_i) - \mu(s_i))(Z(s_j) - \mu(s_j))] \quad (2.2)$$

dengan nilai korelasi

$$\rho(s_i, s_j) = \frac{Cov(s_i, s_j)}{\sigma(s_i)\sigma(s_j)} \quad (2.3)$$

sedangkan $Cov(s_i, s_i) = \sigma^2(s_i)$, $i, j = 1, 2, 3, \dots, n$

di mana

$Cov(s_i, s_j)$: kovarian nilai antara dua titik

$\rho(s_i, s_j)$: korelasi nilai antara dua titik

$Z(s_i)$: Nilai pengukuran pada titik ke- i

$\mu(s_i)$: Nilai harapan pengukuran pada titik ke- i ($E(Z(s_i))$)

$\sigma^2(s_i)$: Ragam nilai pengukuran pada titik ke- i

Suatu proses dikatakan stasioner jika $\mu(s_i) = \mu$ dan $\sigma^2(s_i) = \sigma^2$. Dengan kata lain nilai tengah dan varian tidak bergantung pada lokasi dan konstan di semua titik. Sebagai akibatnya

$$Cov(s_i, s_j) = Cov(s_i - s_j) = Cov(\mathbf{h})$$

$$\rho(s_i, s_j) = \rho(s_i - s_j) = \rho(\mathbf{h})$$

dimana $\mathbf{h}$ adalah vektor jarak antara titik i dan j . $Cov(\mathbf{h})$ disebut sebagai fungsi kovarian atau kovariogram. Sedangkan $\rho(\mathbf{h})$ disebut sebagai fungsi korelasi atau korelogram.

Keragaman nilai antar dua lokasi dengan jarak tertentu ditentukan sebagai

$$\text{Var}(Z(s+h) - Z(s)) = 2\gamma(h)$$

fungsi $2\gamma(h)$ disebut sebagai variogram, sedangkan fungsi $\gamma(h)$ disebut sebagai semivariogram.

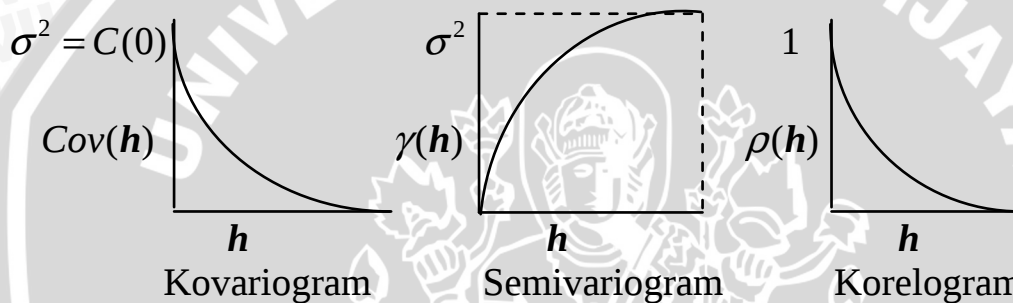
Berdasarkan kestasioneran, dapat dibentuk hubungan antara kovariogram, korelogram dan semivariogram sebagai berikut:

$$\rho(h) = \frac{\text{Cov}(h)}{\sigma^2} \quad (2.4)$$

$$\gamma(h) = \sigma^2 - \text{Cov}(h) \quad (2.5)$$

(Bailey and Gatrell, 1995)

Perbedaan dan hubungan antara kovariogram, semivariogram dan korelogram secara visual terlihat pada Gambar 2.1 berikut



Gambar 2.1. Kovariogram, semivariogram dan korelogram

2.3.3. Pemodelan Semivariogram

Semivariogram Empirik

Semivariogram empirik adalah semivariogram yang dihitung dari data pengukuran dan kemudian diplotkan sebagai fungsi dari jarak. Misal $Z(s_i)$ adalah nilai hasil pengukuran pada lokasi i , sedangkan $s_i = (x_i, y_i)$ adalah vektor yang mengandung koordinat spasial x, y . $h = s_1 - s_2$ adalah vektor jarak antara titik s_1 menuju s_2 . Awan semivariogram atau *semivariogram cloud* dirumuskan sebagai :

$$\gamma_{ij} = 0.5 [Z(s_i) - Z(s_j)]^2 \quad (2.6)$$

Untuk semua pasangan jarak yang mungkin $\{(s_i, s_j); i, j = 1, 2, \dots, n\}$ dan diplotkan sebagai fungsi dari jarak h , yang dihitung dengan:

$$|h| = |s_i - s_j| = [(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2]^{1/2} \quad (2.7)$$

Perhitungan ini sering melibatkan ratusan bahkan ribuan titik pada plot semivariogram dan mengakibatkan sangat sulit untuk melihat suatu pola tertentu karena terlalu banyak pasangan titik.

Selain sulit untuk melihat suatu pola, penentuan model semivariogram yang tepat juga sangat sulit dilakukan, bahkan untuk komputer yang paling modern sekalipun. Untuk mengatasi hal tersebut maka γ_{ij} dikelompokkan-kelompokkan (*binning*) berdasarkan kesamaan jarak. Untuk melakukan *binning* digunakan rumus berikut:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} [Z(s_i) - Z(s_j)]^2 \quad (2.8)$$

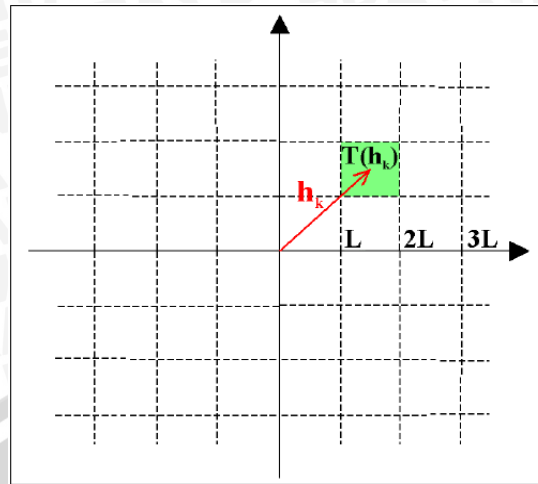
di mana

$Z(s_i), Z(s_j)$: Nilai pengukuran pada titik ke- i dan ke- j

$N(h)$: Himpunan pasangan data pada s_i dan s_j yang mempunyai selisih jarak yang sama, $h \in T(h)$, sedangkan $T(h)$ merupakan daerah toleransi di sekitar h

$|N(h)|$: Banyak pasangan jarak di dalam himpunan $N(h)$

Prosedur yang digunakan pada ArcGIS dikembangkan berdasarkan wilayah toleransi $T(h)$ yang berbentuk bujur sangkar. Bujur sangkar ini tersebar secara merata dengan ukuran yang sama. Penentuan wilayah toleransi ini dapat dilihat pada Gambar 2.2, di mana L adalah selisih jarak atau *lag*. Terdapat suatu aturan praktis dalam penentuan besar lag dalam pemodelan semivariogram, yaitu besar *lag* dikalikan dengan banyak *lag* kira – kira harus sama dengan setengah kali jarak terjauh dari semua pasangan titik sampel.



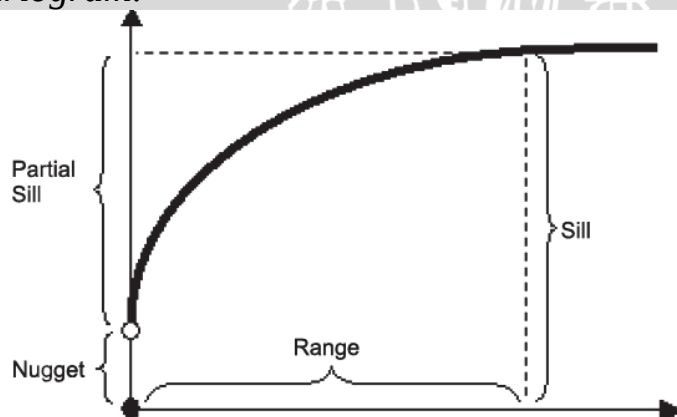
Gambar 2.2. Penentuan wilayah toleransi untuk semivariogram

Setelah dilakukan pengelompokkan maka semivariogram dapat dihitung dengan menggunakan rumus (2.8). Semivariogram yang dihasilkan lebih mudah untuk dimodelkan dan diinterpretasikan (Gribov, et al, 2001).

Semivariogram Baku

Setelah dilakukan perhitungan semivariogram dari data sampel, perlu dilakukan pencocokan model parametrik untuk memberikan bentuk pola kovarian yang halus dan kontinyu. Model ini selanjutnya dapat digunakan untuk menurunkan matriks kovarian dalam perhitungan kriging (Bailey and Gatrell, 1995).

Gambar 2.3 berikut merupakan bentuk yang umum dari semivariogram baku atau disebut juga sebagai *theoretical semivariogram*.



Gambar 2.3. Bentuk semivariogram baku

Dari Gambar 2.3 terlihat bahwa keragaman meningkat sesuai dengan peningkatan jarak sehingga semivariogram dapat dianggap sebagai fungsi dari ketidaksamaan. Ketinggian maksimal dari semivariogram disebut sebagai *sill*. *Sill* terjadi ketika $\gamma(\mathbf{h}) = C(0)$.

Sill terdiri dari dua bagian, diskontinuitas pada titik pusat, yang disebut sebagai *nugget effect* dan *partial sill*. *Partial sill* merupakan *sill* yang telah dikurangi *nugget effect*. Sedangkan *nugget effect* sendiri terdiri atas variasi skala kecil (*microscale variation*) dan kesalahan pengukuran (*measurement error*). Dirumuskan sebagai:

$$C_0 = C_{MS} + C_{ME}$$

di mana

C_0 : *nugget effect*

C_{MS} : variasi skala kecil

C_{ME} : kesalahan pengukuran

Kesalahan pengukuran dapat diakibatkan karena kesalahan pada alat pengukur. Sedangkan variasi skala kecil merupakan fenomena alam yang lebih kecil dari jarak antar sampel.

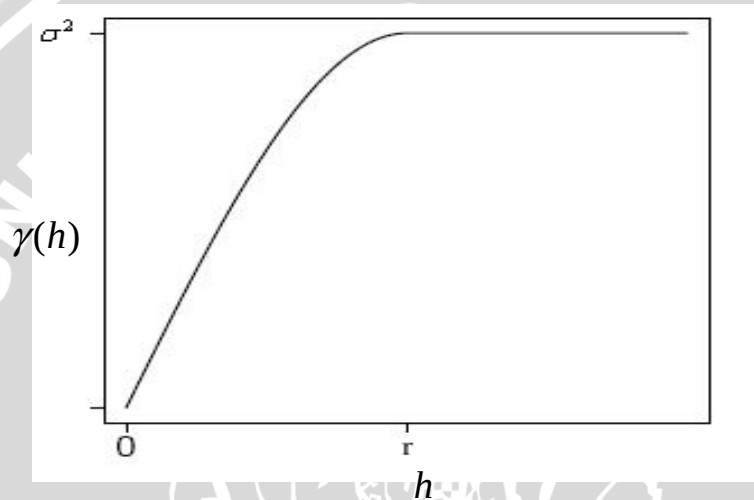
Dari diagram terlihat bahwa pada jarak tertentu garis akan berubah mendatar. Jarak pada saat garis pertama kali menjadi datar disebut *range*. Terdapat suatu asumsi bahwa lokasi sampel yang berjarak lebih dekat daripada *range* berarti memiliki korelasi secara spasial, sedangkan lokasi yang terpisah pada jarak yang lebih dari *range* dianggap tidak memiliki korelasi secara spasial (ESRI, 2001).

Terdapat beberapa model semivariogram baku yang dapat digunakan dalam pemodelan semivariogram. Tiga model yang paling sering dipakai adalah model *spherical*, *exponential* dan *gaussian*. Model yang lain adalah *linier*, *power*, *rational quadratik* serta model semivariogram *wave*. Pada ketiga model berikut, *range* disimbolkan dengan r , *sill* disimbolkan dengan σ^2 dan jarak antar sampel dengan $\mathbf{h}$ sedangkan *nugget effect* dianggap tidak ada.

- a) Model *spherical*
Model *spherical* didefinisikan dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\gamma(h) = \begin{cases} \sigma^2 \left(\frac{3h}{2r} - \frac{h^3}{2r^3} \right) & \text{untuk } h \leq r \\ \sigma^2 & \text{selainnya} \end{cases} \quad (2.9)$$

Bentuk dari semivariogram *spherical* diperlihatkan pada Gambar 2.4

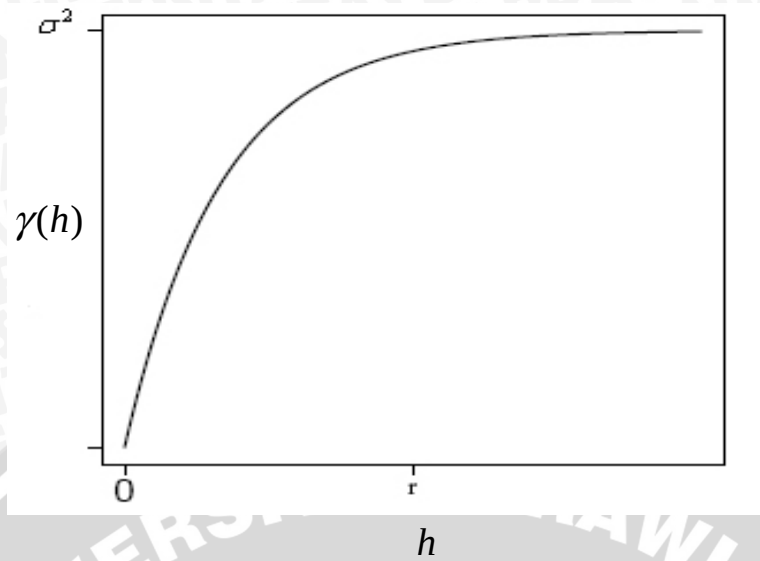


Gambar 2.4. Model *spherical*

- b) Model *exponential*
Model *exponential* didefinisikan dalam bentuk persamaan sebagai berikut

$$\gamma(h) = \sigma^2 \left(1 - e^{-h/r} \right) \quad (2.10)$$

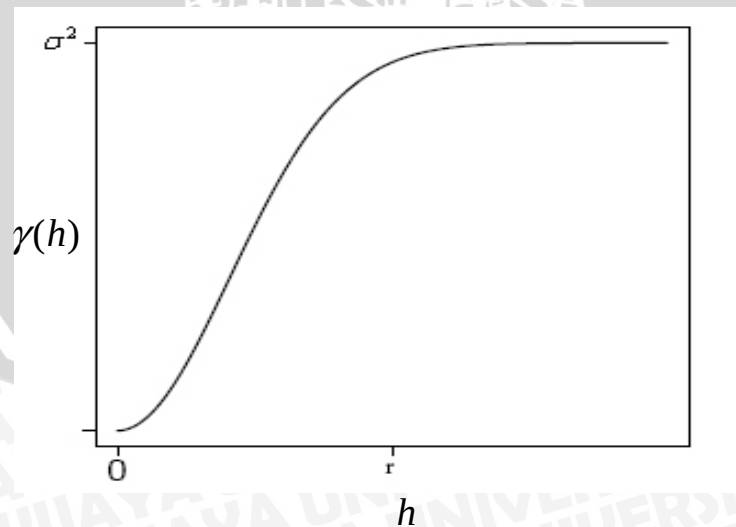
Bentuk dari semivariogram *exponential* diperlihatkan pada Gambar 2.5

Gambar 2.5. Model *exponential* σ^2 c) Model *Gaussian*

Model *Gaussian* didefinisikan dalam bentuk persamaan sebagai berikut

$$\gamma(\mathbf{h}) = \sigma^2 \left(1 - e^{-h^2/r^2} \right) \quad (2.11)$$

Bentuk dari semivariogram *Gaussian* diperlihatkan pada Gambar 2.6

Gambar 2.6. Model *gaussian*

Terdapat beberapa pendekatan untuk menaksir parameter model semivariogram baku dari semivariogram empirik. Metode kuadrat terkecil memiliki kelebihan daripada metode lain karena memperhitungkan juga kesesuaian secara visual dilihat dari kesesuaian antara plot semivariogram dengan model terbentuk. Beberapa metode kuadrat terkecil yang digunakan antara lain metode kuadrat terkecil biasa (*ordinary least square/OLS*), metode kuadrat terkecil umum (*generalized least square/GLS*) dan metode kuadrat terkecil terboboti (*weighted least square/ WLS*). Dari ketiga metode kuadrat terkecil tersebut, metode WLS paling banyak digunakan karena memberikan perhatian yang lebih pada *lag* yang memiliki jumlah pasangan titik pengukuran yang lebih banyak, serta memberi pembobotan yang lebih besar untuk nilai semivariogram baku yang lebih kecil, atau dengan kata lain memberi perhatian lebih untuk nilai semivariogram yang dekat dengan titik asal (mendekati $h = 0$). Penaksiran parameter semivariogram baku dengan metode WLS dilakukan dengan menentukan parameter r dan σ^2 sedemikian rupa sehingga meminimumkan

$$\sum_{j=1}^K |N(\mathbf{h}(j))| \left\{ \frac{\hat{\gamma}(\mathbf{h}(j))}{\gamma(\mathbf{h}(j); \theta)} - 1 \right\}^2 \quad (2.12)$$

dimana

- $|N(\mathbf{h}(j))|$: Banyaknya pasangan titik pengukuran pada lag ke- j , $j=1,2,...,K$. Sedangkan K adalah banyaknya *lag*.
- $\hat{\gamma}(\mathbf{h}(j))$: Nilai semivariogram empirik pada *lag* ke- j
- $\gamma(\mathbf{h}(j); \theta)$: Nilai semivariogram baku pada *lag* ke- j dengan parameter $\theta = \{r, \sigma^2\}$

(Cressie,1993)

Isotropik dan Anisotropik

Pada perhitungan semivariogram empirik, jika nilai varian hanya bergantung pada panjang dari vektor jarak h maka dikatakan semivariogram tersebut merupakan semivariogram isotropik. Sedangkan apabila dalam perhitungan juga diperhitungkan arah dari

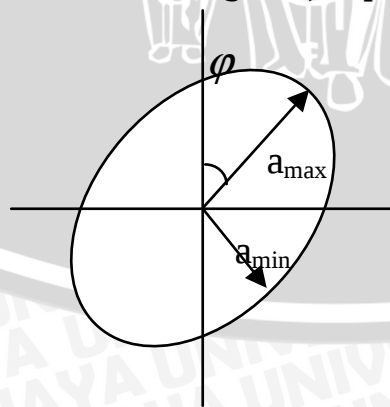
vektor h maka dikatakan semivariogram tersebut merupakan semivariogram anisotropik (Budrikaite dan Ducinskas, 2005).

Terdapat dua tipe dari anisotropik yaitu anisotropik geometri dan anisotropik zonal. Anisotropik geometri terjadi jika *range* dari semivariogram berubah sesuai dengan perubahan arah, sedangkan *sill* tetap. Anisotropik zonal terjadi ketika *range* dan *sill* dari semivariogram berubah jika arah vektor jarak h berubah.

Semua bentuk model semivariogram baku yang dibahas di atas berdasarkan atas model isotropik. Jika ditemui model semivariogram anisotropik maka harus ditransformasi ke bentuk semivariogram isotropik. Model anisotropik yang dapat ditransformasi adalah jenis anisotropik geometri, sedangkan anisotropik zonal tidak dapat ditransformasi.

Pada beberapa *software* analisis spasial seperti Gstat dan SAS, transformasi harus dilakukan secara manual karena *software* tersebut tidak dapat memperhitungkan pemodelan semivariogram secara otomatis. Tetapi pada *software* ArcView maupun ArcGIS tidak diperlukan transformasi secara manual karena sudah secara otomatis memperhitungkan dari arah vektor jarak h dan disesuaikan dengan model semivariogram baku anisotropik yang terbentuk.

Anisotropik geometri berarti bahwa korelasi spasial lebih besar pada satu arah tertentu daripada arah yang lain. Jika dibuat plot *range* pada dari semivariogram dengan berbagai arah tertentu (*directional range*) pada bidang dua dimensi, maka akan terbentuk elips dengan sumbu mayor ($a_{\max}$) dan minor ($a_{\min}$) yang merupakan *range* yang terpanjang dan terpendek dari semivariogram dengan berbagai arah tertentu (*directional semivariogram*) seperti terlihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7. Elips dari *directional range*

Untuk mengidentifikasi apakah terjadi anisotropik geometri dapat dilakukan dengan menghitung dan memplotkan semivariogram empirik dengan merubah – rubah acuan arah semivariogram. Perubahan pada semivariogram baku yang terbentuk merupakan indikasi terdapat proses anisotropik.

Anisotropik geometri dapat diubah ke bentuk isotropik dengan mentransformasikan koordinat titik sampel secara manual sebagai berikut

$$\gamma(\mathbf{h}) = \gamma(\|\mathbf{A} \mathbf{h}\|)$$

dimana $\mathbf{A}$ merupakan matriks transformasi.

Langkah pertama yang harus dilakukan adalah mencari sumbu mayor dari elips dengan cara mencari *range* terpanjang dari semivariogram dengan berbagai acuan arah. Setelah didapat panjang dan arah sumbu mayor, langkah kedua adalah menentukan matriks rotasi

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos(\varphi) & \sin(\varphi) \\ \sin(\varphi) & \cos(\varphi) \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

di mana φ adalah arah sumbu mayor elips dari sumbu y (arah utara).

Langkah ketiga adalah mereduksi beberapa semivariogram dengan acuan arah tertentu menjadi satu semivariogram tunggal dengan melakukan standarisasi *range*. Transformasi jarak tersebut dapat direpresentasikan sebagai matriks seperti berikut :

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} 1/a_{\max} & 1 \\ 1 & 1/a_{\min} \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

di mana $a_{\max}$ adalah sumbu mayor dan $a_{\min}$ adalah sumbu minor dari elips anisotropik.

Langkah terakhir adalah menggabungkan matriks rotasi dan transformasi jarak menjadi matriks transformasi $\mathbf{A} = \mathbf{TR}$. Sehingga model semivariogram gabungan yang didapat adalah sebagai berikut

$$\gamma(\mathbf{h}) = \gamma(\|\mathbf{TR} \mathbf{h}\|) \quad (2.15)$$

Dengan menggunakan matriks transformasi $\mathbf{A}$, dilakukan penghitungan semivariogram empirik dan dilanjutkan dengan

pemodelan semivariogram baku sehingga terdapat sebuah model semivariogram tunggal yang akan dipakai dalam perhitungan kriging (Budrikaite and Ducinkas, 2005).

2.3.4. Ordinary Kriging

Model yang mendasari perhitungan pada *ordinary kriging* adalah

$$Z(s) = \mu + e(s) \quad , \quad e(s) \in D \subset R^2 \quad (2.16)$$

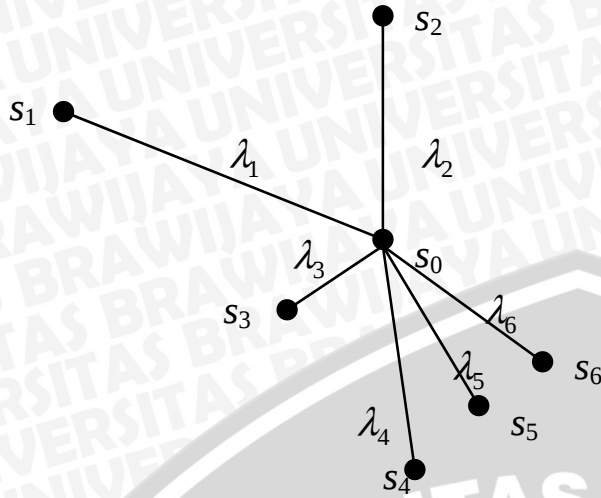
Di mana μ diasumsikan tetap dan tidak diketahui, sedangkan $e(s)$ mempunyai rata-rata 0, menggambarkan variasi di sekitar rata-rata. Jika terdapat n pengukuran $Z(s_1), \dots, Z(s_n)$ pada lokasi yang telah diketahui $s_1, \dots, s_n$ dan ingin diketahui prediksi $\hat{Z}$ dari Z pada lokasi yang tidak tersampel s_0 , maka diperlukan tiga asumsi dasar yang menjamin prediksi $\hat{Z}$ dapat diperoleh, yaitu:

- (i) $\hat{Z}$ linier pada $Z(s_1), \dots, Z(s_n)$.
 - (ii) $\hat{Z}$ tidak bias
 - (iii) $\hat{Z}$ meminimalkan rata-rata kuadrat galat dari prediksi,
- $$E(Z(s_0) - \hat{Z}(s_0))^2.$$

Asumsi kelinieran mengakibatkan hubungan bagi $\hat{Z}(s_0)$ sebagai berikut :

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \quad (2.17)$$

Bentuk pembobotan pada persamaan 2.17 dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 2.8 berikut



Gambar 2.8. Pembobotan *ordinary kriging* pada lokasi s_0 . Dengan menerapkan kondisi ketidakbiasan pada persamaan (2.16) didapatkan

$$\begin{aligned}
 E(\hat{Z}(s_0)) &= \mu \\
 \sum_{i=1}^n \lambda_i E(\hat{Z}(s_i)) &= \mu \\
 \sum_{i=1}^n \lambda_i \mu &= \mu \\
 \sum_{i=1}^n \lambda_i &= 1
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

Yang terakhir, kondisi ketiga membutuhkan konstanta linier $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ dan parameter pengali Lagrange, m , yang akan menjamin $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$. Konstanta ini dapat dirumuskan sebagai fungsi $L(\lambda_1, \dots, \lambda_n, m)$ sebagai berikut:

$$L = E \left(Z(s_0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \right)^2 - 2m \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right)$$

$$\begin{aligned}
L &= \text{var}(Z(s_0)) - 2 \left(\text{cov} \left(Z(s_0), \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \right) \right) \\
&\quad + \text{var} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \right) - 2m \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \\
L &= \sigma^2 - 2 \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \text{cov}(Z(s_0), Z(s_i)) \right) \\
&\quad + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{cov}(Z(s_i), Z(s_j)) - 2m \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \quad (2.19)
\end{aligned}$$

Untuk mendapatkan penyelesaian persamaan 2.19 diturunkan terhadap $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ dan m kemudian disamadengankan nol.

$$\frac{\partial L}{\partial \bar{\lambda}_0} = 0$$

di mana $\bar{\lambda} = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)^T$, vektor kolom $n \times 1$

$$\bar{\lambda}_0 = (\lambda_1, \dots, \lambda_n, m)^T = \begin{pmatrix} \bar{\lambda} \\ m \end{pmatrix}, \text{ vektor kolom } (n+1) \times 1$$

Persamaan matriks dapat dibentuk dari matriks kovarian $\text{Cov}(h)$ atau semivariogram $\gamma(h)$. Jika menggunakan matriks kovarian, maka $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ yang optimal dapat diperoleh melalui persamaan berikut

$$\mathbf{C} \bar{\lambda}_0 = \mathbf{C}_0 \quad (2.20)$$

di mana

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \text{Cov}(s_1, s_1) & \text{Cov}(s_1, s_2) & \cdots & \text{Cov}(s_1, s_n) & 1 \\ \text{Cov}(s_2, s_1) & \text{Cov}(s_2, s_2) & \cdots & \text{Cov}(s_2, s_n) & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \text{Cov}(s_n, s_1) & \text{Cov}(s_n, s_2) & \cdots & \text{Cov}(s_n, s_n) & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{C}_0 = \begin{pmatrix} \text{Cov}(s_0, s_1) \\ \text{Cov}(s_0, s_2) \\ \vdots \\ \text{Cov}(s_0, s_n) \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Cov}(s_1, s_1) = \text{Cov}(s_2, s_2) = \dots = \text{Cov}(s_n, s_n) = \text{Cov}(0) = \sigma^2, \quad ,$$

nilai sill pada semivariogram

Solusi dari persamaan matriks 2.20 adalah sebagai berikut

$$\bar{\lambda}_0 = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{C}_0 \quad (2.21)$$

Dengan menggunakan solusi dari persamaan 2.21, maka $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ dan m yang diperoleh dapat digunakan untuk menduga nilai pada s_0 .

$$\hat{Z}(s_0) = \lambda_1 Z(s_1) + \dots + \lambda_n Z(s_n) \quad (2.22)$$

Sementara untuk ragam prediksi (*prediction variance*) dapat dihitung dengan menggunakan rumus

$$\sigma^2(s_0) = C(0) - \lambda^T c_0 + m \quad (2.23)$$

di mana

$$c_0 = \begin{pmatrix} \text{Cov}(s_0, s_1) \\ \text{Cov}(s_0, s_2) \\ \vdots \\ \text{Cov}(s_0, s_n) \end{pmatrix}, \text{vektor kolom } n \times 1$$

Dengan menggunakan persamaan 2.22 dan persamaan 2.23 dapat dibentuk selang kepercayaan $(1 - \alpha)\%$ di titik s_0 .

$$P(\hat{Z}(s_0) - Z_{\alpha/2} \sigma(s_0) \leq Z(s_0) \leq \hat{Z}(s_0) + Z_{\alpha/2} \sigma(s_0)) = 1 - \alpha$$

di mana $Z_{\alpha/2}$ adalah titik kritis sebaran normal baku pada taraf $\alpha/2$ (Cressie, 1993).

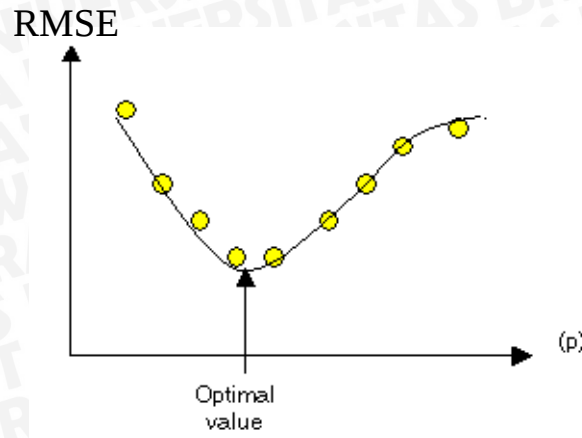
2.4. Metode *Inverse Distance Weighted*

Inverse distance weighted, biasa disingkat dengan IDW adalah suatu teknik interpolasi yang memperhitungkan adanya hubungan letak ruang (jarak), dan merupakan kombinasi linier atau harga rata – rata tertimbang (*weighted average*) dari titik data yang ada disekitarnya.

Interpolasi IDW merupakan suatu metode eksak yang menyatakan bahwa nilai yang diperkirakan dipengaruhi oleh titik – titik yang lebih dekat dengan sampel dibanding titik yang lebih jauh. Derajat tingkat pengaruh dinyatakan dengan kebalikan jarak antar titik – titik yang ditimbulkan oleh suatu *power*. *Power* 1 menandakan tingkat perubahan dalam titik – titik bernilai tetap (interpolasi linier). *Power* 2 atau lebih menandakan bahwa tingkat perubahan pada nilai lebih tinggi pada titik sampel yang lebih dekat. Satu ciri interpolasi IDW adalah bahwa semua nilai-nilai diramalkan berada dalam selang nilai maksimum dan minimum titik sampel. Metode ini telah menjadi alat bantu pemetaan yang populer sejak tahun 1970 (Chang, 2001).

Semua metode interpolasi yang telah dikembangkan didasarkan pada teori bahwa titik-titik yang berdekatan satu sama lain memiliki lebih banyak korelasi dan kesamaan dibandingkan dengan titik-titik yang berjauhan. Dalam metode IDW, pada hakekatnya diasumsikan bahwa angka korelasi dan kesamaan antar yang berdekatan adalah sebanding terhadap jarak di antaranya sehingga dapat didefinisikan sebagai sebuah fungsi kebalikan jarak setiap titik dari titik yang berdekatan (Yasrebi, 2009).

Faktor utama yang mempengaruhi keakuratan interpolasi IDW adalah nilai parameter *power* p (Isaak dan Srivastava 1989 dalam Yasrebi, 2009). Meskipun tidak ada ketentuan ukuran yang diberlakukan untuk mengetahui parameter *power* p yang optimal, namun *cross validation* sering digunakan untuk memilih suatu interpolator dari beberapa pilihan parameter *power* p dan keseluruhan interpolator kemudian dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Parameter *power* p yang optimal yang menghasilkan RMSE yang paling minimum (ESRI, 2001). Gambar 2.9 menunjukkan ilustrasi pemilihan parameter *power* p yang optimal, RMSE diplotkan dengan beberapa *power* yang berbeda



Gambar 2.9. Pemilihan parameter power p yang optimal

Karena tujuan dari penggunaan fungsi *inverse distance* (kebalikan jarak) sebagai estimator adalah memberikan bobot lebih pada titik-titik sampel terdekat, maka dalam penelitian ini hanya dipertimbangkan nilai integer (bilangan bulat) dari parameter p . (Yasrebi, et al, 2009). Menurut Kravchenko dan Bullock (1999) dalam Yasrebi (2009) untuk membandingkan estimasi dari IDW digunakan parameter power dengan nilai integer 1, 2, 3, 4, dan 5 yang biasa digunakan pada berbagai literatur.

Pada Metode IDW jarak antara titik perkiraan dan titik terukur dijadikan sebagai faktor pembobot. Jarak yang paling dekat memiliki bobot yang lebih besar, dan yang paling jauh sebaliknya. Nilai pembobot didapatkan melalui kebalikan jarak. Dengan persamaan sebagai berikut:

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \quad (2.24)$$

pada persamaan di atas $\hat{Z}(s_0)$ adalah nilai perkiraan, $Z(s_i)$ adalah nilai pengukuran pada titik ke- i , λ_i adalah pembobot yang digunakan, n adalah banyaknya titik terukur, dan persamaan pembobot digambarkan sebagai berikut:

$$\lambda_i = \frac{d_{i0}^{-p}}{\sum_{i=1}^n d_{i0}^{-p}} \quad (2.25)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

di mana

p : power pembobot

d_{i0} : jarak titik terukur pada titik ke- i dengan titik perkiraan

Persamaan 2.24 dapat digunakan jika d_{i0} dihitung menggunakan fungsi jarak sebagai berikut:

$$d_{i0} = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \quad (2.26)$$

di mana (x_0, y_0) merupakan koordinat titik perkiraan dan (x_i, y_i) merupakan koordinat titik terukur pada titik ke- i

Kelebihan IDW adalah bahwa struktur dari interpolasi spasial dapat diatur melalui pembobot, dan kelemahannya adalah bahwa nilai yang didapat akan mudah berubah jika adanya penambahan titik. Di samping itu juga ketidaksesuaian nilai pembobot akan membuat penyimpangan yang relatif lebih besar (Chaokui, 2008).

2.5. Cross Validation

Sebelum model interpolasi digunakan, perlu diketahui terlebih dahulu seberapa akuratkah model yang digunakan. Salah satu cara untuk menguji keakuratan suatu model adalah dengan menggunakan validasi silang (*cross validation*). Metode ini menggunakan seluruh data untuk mendapatkan suatu model. Kemudian secara bergantian satu data dihilangkan, dan kemudian data diprediksi dengan menggunakan model tersebut. Dari hasil prediksi dapat ditentukan galat yang diperoleh dari selisih antara nilai sesungguhnya

$$e_i = Z(s_i) - \hat{Z}(s_i) \quad (2.27)$$

di mana

e_i : galat (error)

$Z(s_i)$: nilai sesungguhnya pada lokasi ke- i

$\hat{Z}(s_i)$: prediksi nilai pada lokasi ke- i

Ukuran yang dapat digunakan untuk membandingkan keakuratan model adalah:

Root Mean Square Error (RMSE). Ukuran ini paling sering digunakan untuk membandingkan akurasi antara dua atau lebih model dalam analisis spasial. Semakin kecil nilai RMSE suatu model menandakan semakin akurat model tersebut. RMSE dirumuskan sebagai

$$RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{n}} \quad (2.28)$$

$$\text{di mana } SSE = \sum_{i=1}^n e_i^2$$

(Tatalovich, 2005)

2.6. Gambaran Umum Bahan Organik Tanah

Bahan organik tanah merupakan penimbunan dari sisa-sisa tanaman dan binatang yang sebagian telah mengalami pelapukan dan membentuk kembali. Sebagai akibatnya bahan tersebut berubah terus dan tidak mantap sehingga harus selalu diperbaharui melalui penambahan sisa-sisa tanaman atau binatang yang kemudian dirombak oleh bakteri-bakteri tanah menjadi unsur yang dapat digunakan oleh tanaman tanpa mencemari tanah dan air

Kandungan bahan organik merupakan kunci dalam peningkatan dan penurunan kesuburan tanah terutama pada *top soil*. Bahan organik tersebut merupakan sumber nutrisi dan energi bagi organisme tanah, sehingga akan di konsumsi dan didekomposisikan. Hasil dari dekomposisi oleh organisme tanah ini berupa hara yang mampu meningkatkan kesuburan tanah. Sebelum terdekomposisi, hara tanah terakumulasi pada bahan organik tanah yang sukar melapuk (Soepardi, 1983).

Bahan organik tanah merupakan sumber utama unsur-unsur hara esensial dan memegang peranan penting untuk mempertahankan stabilitas agregat, kapasitas memegang air (*water holding capacity*) dan struktur tanah. Oleh karena itu bahan organik tanah erat kaitannya dengan kondisi ideal tanah baik secara fisik, kimia, dan

biologis yang selanjutnya turut menentukan produktivitas suatu lahan. Walaupun peranan bahan organik tanah sangat penting tapi hingga kini belum ada informasi mengenai pengelolaan kualitas bahan organik tanah secara eksplisit dan mendasar. Salah satu penyebabnya adalah belum adanya nilai atau ukuran mengenai kualitas bahan organik tanah secara kualitatif yang dapat mencerminkan bioaktifitas tanah sekaligus merupakan refleksi dari tingkat kesuburan tanah (Handayani dkk, 2001).

Menurut Foth (1990), di dalam sebuah ekosistem, bahan organik tanah tersusun atas bahan organik di atas dan bahan organik di bawah permukaan tanah. Distribusi bahan organik tanah biasanya dinyatakan dalam karbon (C) organik. C-organik terbesar pada sebuah ekosistem terdapat pada tegakan yaitu 75 kg/ha, di dalam tanah sebesar 106 kg/ha dan pada permukaan tana 17 kg/ha. Distribusi C-organik dalam sebuah ekosistem disajikan dalam Tabel 2.1

Tabel 2.1. Jumlah dan distribusi C-organik

Sumber	C-organik	
	Kg/ha	% Total
Tegakan		
- Tajuk pohon	74,680	37,7
- Rumput – rumputan	43	-
Permukaan tanah		
- Cabang, ranting	6,686	3,4
- Kayu, humus	10,393	5,2
Tanah		
- Akar	17,00	8,6
- Humus, dll	89,30	45,0

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder kadar C-organik di Kabupaten Sampang yang diperoleh dari hasil kegiatan penelitian tanaman tembakau tahun 2008 kerjasama antara Universitas Brawijaya dengan Balai Penelitian Tanaman Tembakau dan Serat (BALITTAS) seperti terlihat pada Lampiran 1. Untuk mengetahui lokasi dari setiap titik, data tersebut dilengkapi dengan peta lokasi dari seluruh titik sekunder di Kabupaten Sampang seperti terlihat pada Lampiran 2.

3.2 Metode Penelitian

Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah metode interpolasi spasial *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted*. Untuk menerapkan metode ini diperlukan dua tahap pengerjaan, yaitu tahap persiapan dan analisa data.

1. Tahap Persiapan

Tahap persiapan perlu dilakukan karena *software* analisis yang digunakan yaitu ArcGIS memerlukan peta serta data yang sudah terdigitasi atau sudah diubah ke dalam format yang dapat dimengerti oleh *software* tersebut sehingga dapat dianalisis lebih lanjut. Tahap persiapan ini meliputi :

- Digitasi peta dengan menggunakan ArcGIS.
- Memasukkan data C-organik ke dalam basis data peta hasil digitasi.

2. Tahap Analisis Data

Pada tahap analisa data, dilakukan dua metode interpolasi sekaligus pada data C-organik yaitu metode *Inverse distance weighted* dan *ordinary kriging* dan dilanjutkan dengan penerapan *cross validation* untuk membandingkan akurasi dari kedua metode tersebut. Tahap ini meliputi:

a) **Metode *ordinary kriging***

- Peta yang digunakan adalah hasil digitasi dengan menggunakan ArcGIS yang sudah mengandung informasi atribut berupa data kandungan C-organik .
- Data kandungan C-organik diuji kenormalannya menggunakan uji Kolmogorov Smirnov. Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah interpolasi kriging layak dilakukan, karena jika data tidak menyebar normal maka hasil prediksi akan memiliki tingkat keakuratan yang rendah.
- Dilakukan eksplorasi *trend* spasial dengan memplotkan data C-organik dengan koordinat x yang bersangkutan. Jika terdapat kecenderungan dari plot berarti terdapat *trend* sesuai dengan pertambahan garis bujur (*longitude*) plot yang sama dibuat dengan menggunakan koordinat y . Jika terdapat kecenderungan dari plot berarti terdapat *trend* sesuai dengan pertambahan garis lintang (*altitude*). Jika terdapat *trend* maka *ordinary kriging* tidak dapat dilakukan karena metode yang tepat adalah *universal kriging*.
- Dibentuk semivariogram empiris berdasarkan persamaan 2.8
- Karena tidak terdapat fasilitas untuk mengecek kebaikan model semivariogram maka digunakan tiga model semivariogram baku yaitu *spherical*, *exponential*, dan *gaussian* untuk memodelkan semivariogram dan kemudian dipilih salah satu model yang menghasilkan interpolasi kriging yang terbaik, yaitu dengan melihat nilai RMSE yang terkecil pada *cross validation*.
- Dicari kemungkinan terjadi proses anisotropik dengan mengubah – ubah arah acuan semivariogram dari 0° sampai 180° . Jika terdapat proses anisotropik maka model semivariogram yang digunakan untuk perhitungan kriging selanjutnya adalah model semivariogram anisotropik.
- Persamaan 2.16-2.22. digunakan pada setiap titik pada peta sehingga terbentuk kontur prediksi *ordinary kriging*.

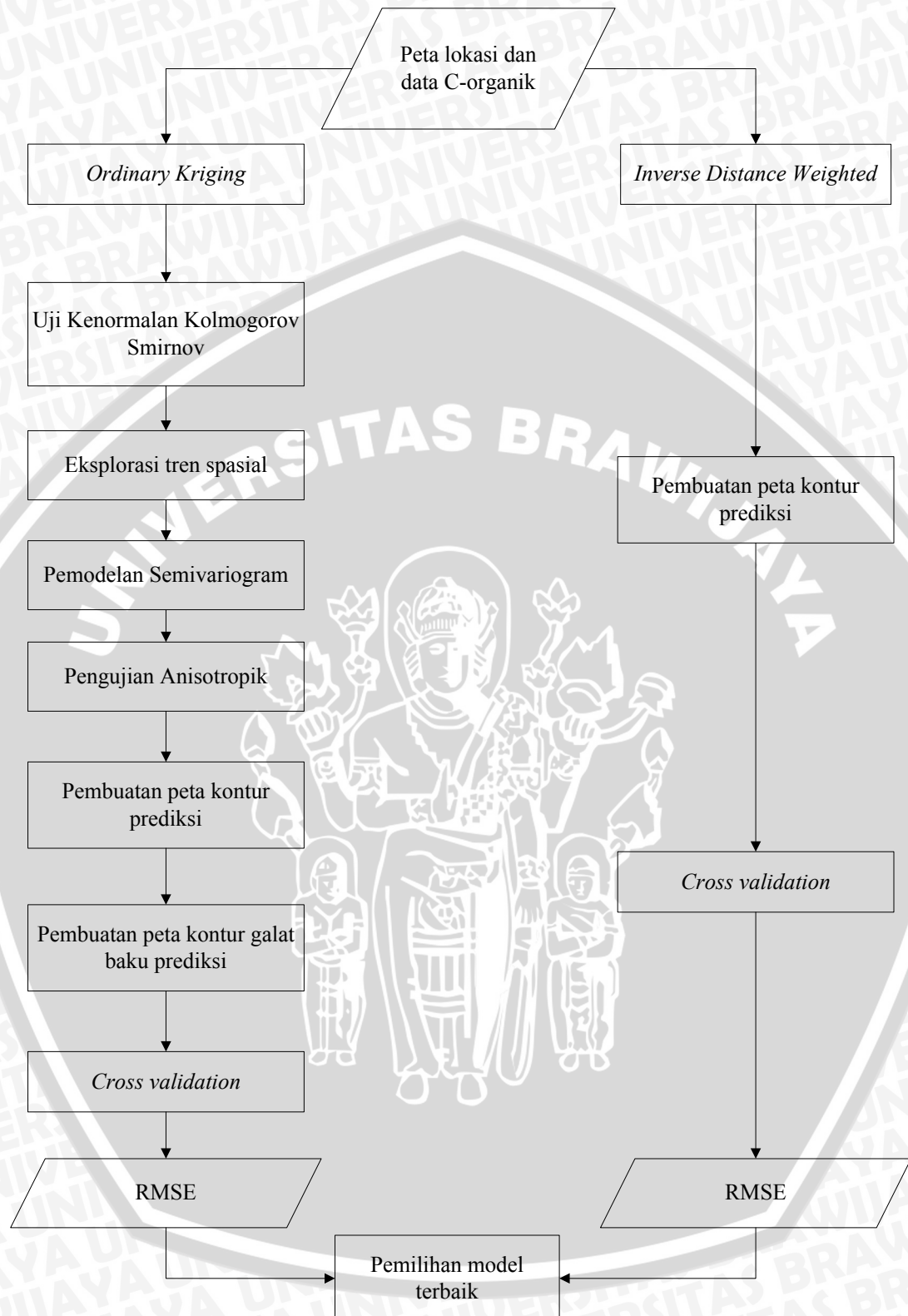
- Galat baku prediksi dihitung dengan menggunakan akar dari persamaan 2.23 pada setiap titik pada peta sehingga terbentuk peta kontur galat baku prediksi.
- Dilakukan proses *cross validation* yang secara otomatis dijalankan oleh ArcGIS sehingga menghasilkan nilai RMSE

b) Metode *inversed distance weighted*

- Peta yang digunakan adalah hasil digitasi dengan menggunakan ArcGIS yang sudah mengandung informasi atribut berupa data kandungan C-organik .
- Persamaan 2.24. digunakan pada setiap titik pada peta dengan masing – masing tingkat power 1, 2, 3, 4, dan 5 sehingga terbentuk kontur prediksi *inverse distance weighted* dengan masing – masing tingkat power.
- Karena tidak ada fasilitas untuk mengecek tingkat power yang optimal maka dari masing – masing tingkat power dipilih salah satu power yang menghasilkan interpolasi *inverse distance weighted* yang terbaik yaitu dengan melihat nilai RMSE yang terkecil pada *cross validation*

c) Pemilihan metode terbaik

Membandingkan RMSE dari kedua metode yang telah terpilih. Metode yang paling akurat di antara kedua metode tersebut adalah metode yang menghasilkan RMSE terkecil

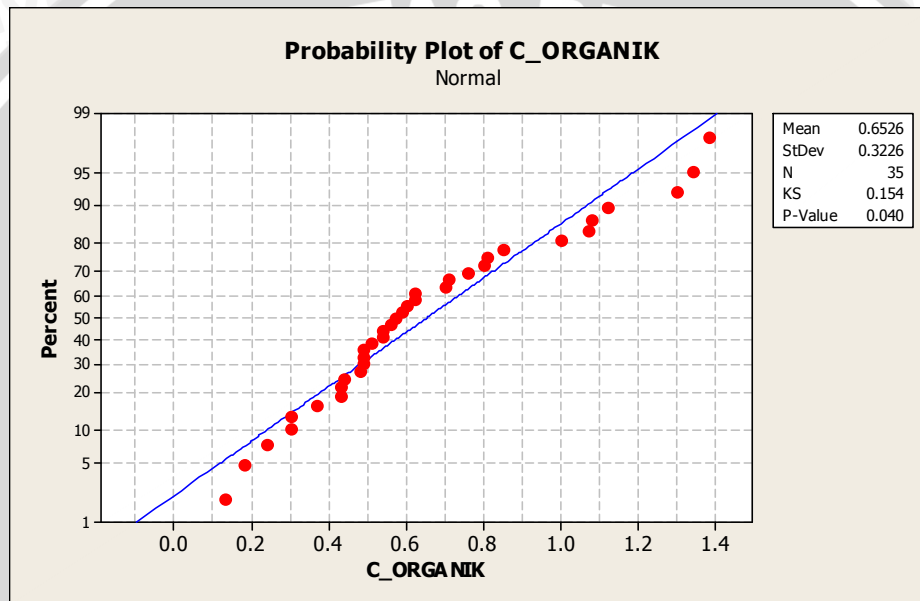


Gambar 3.1. Prosedur perbandingan *ordinary kriging* dan *inverse distance weighted*

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Interpolasi *Ordinary Kriging*

Sebelum dilakukan interpolasi kriging perlu diketahui dahulu data C-organik menyebar secara normal atau tidak, karena jika diterapkan pada data yang tidak menyebar normal maka prediksi yang dihasilkan akan memiliki tingkat akurasi yang rendah. Untuk menguji kenormalan data digunakan uji Kolmogorov Smirnov pada *software* Minitab 14. Hasil dari uji kenormalan ditampilkan pada Gambar 4.1.

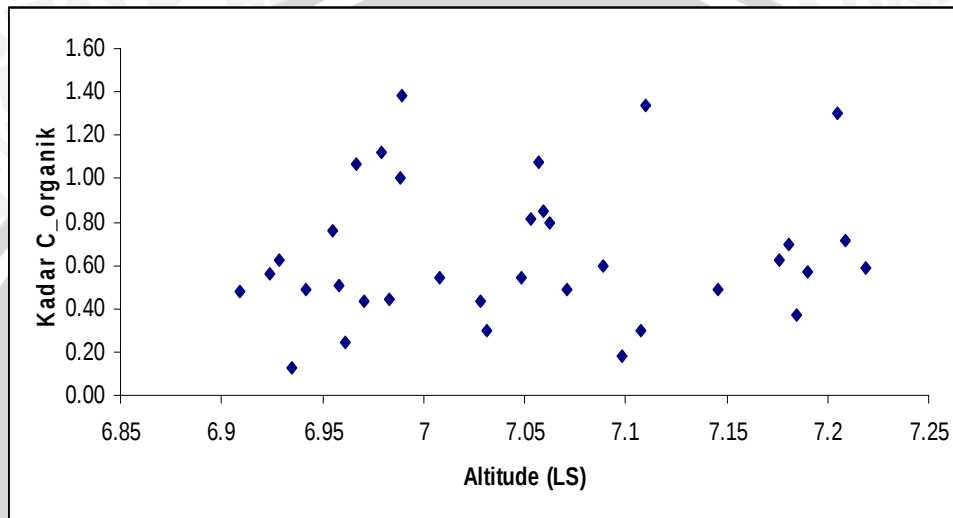


Gambar 4.1. Uji Kenormalan Kolmogorov Smirnov

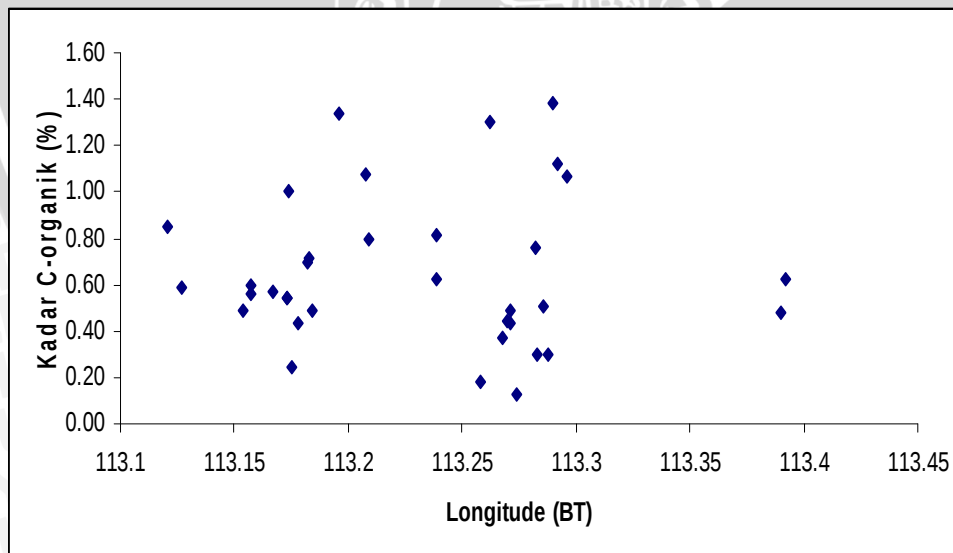
Dari Lampiran 14 dapat diketahui titik kritis dari uji Kolmogorov Smirnov ($D_n(\alpha)$) pada tingkat kepercayaan 99% ($\alpha = 0.01$) yaitu sebesar 0,269. Dari hasil uji didapat statistik uji (D_n) sebesar 0,154. Berdasarkan kriteria pengujian, karena $D_n < D_n(\alpha)$ maka H_0 diterima dan disimpulkan bahwa data C-Organik menyebar secara normal.

Setelah diketahui kenormalan data maka perlu diketahui apakah data C-Organik memiliki tren berdasarkan lokasinya. Pemeriksaan tren perlu dilakukan karena asumsi dari *ordinary kriging* bahwa data harus memiliki rata-rata yang konstan di tiap lokasi. Jika terdapat tren maka *ordinary kriging* tidak sesuai digunakan. Pemeriksaan tren dilakukan dengan membentuk plot data C-Organik terhadap arah

utara-selatan atau searah pertambahan garis lintang (*altitude*) dan terhadap arah barat-timur atau searah pertambahan garis bujur (*longitude*). Untuk membentuk plot diperlukan koordinat dari tiap titik sekunder yang diperoleh dari *software* ArcGIS dari peta hasil digitasi. Koordinat dari setiap lokasi ditampilkan dalam Lampiran 1. Plot terhadap *altitude* ditampilkan dalam Gambar 4.2, sedangkan plot terhadap di *longitude* ditampilkan dalam Gambar 4.3.



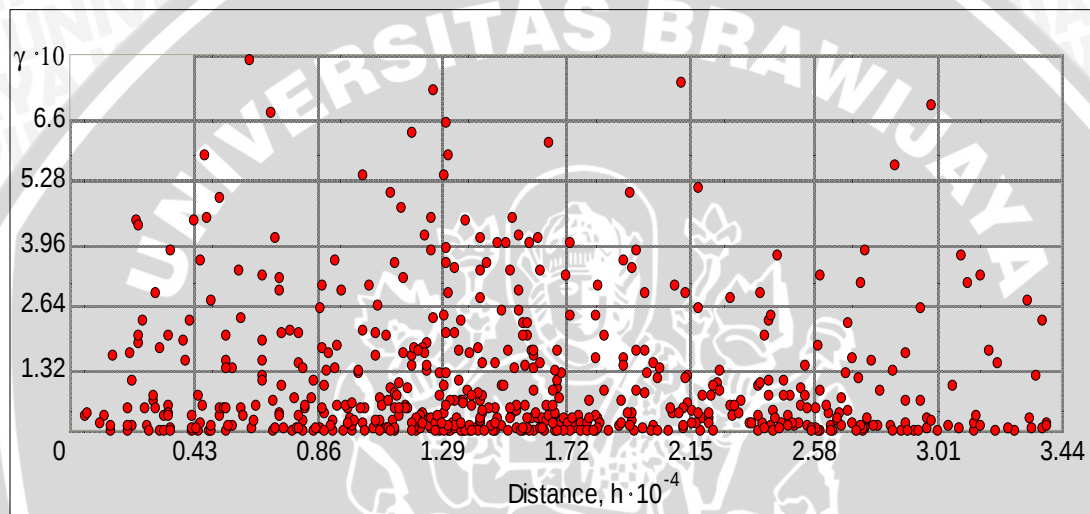
Gambar 4.2. Plot data C-Organik terhadap *altitude*



Gambar 4.3. Plot data C-Organik terhadap *longitude*

Terlihat dari Gambar 4.2 dan 4.3 bahwa tidak terdapat kecenderungan kenaikan maupun penurunan C-Organik baik terhadap *altitude* maupun *longitude*, sehingga disimpulkan tidak terdapat tren pada data C-organik dan metode interpolasi spasial *ordinary kriging* dapat diterapkan.

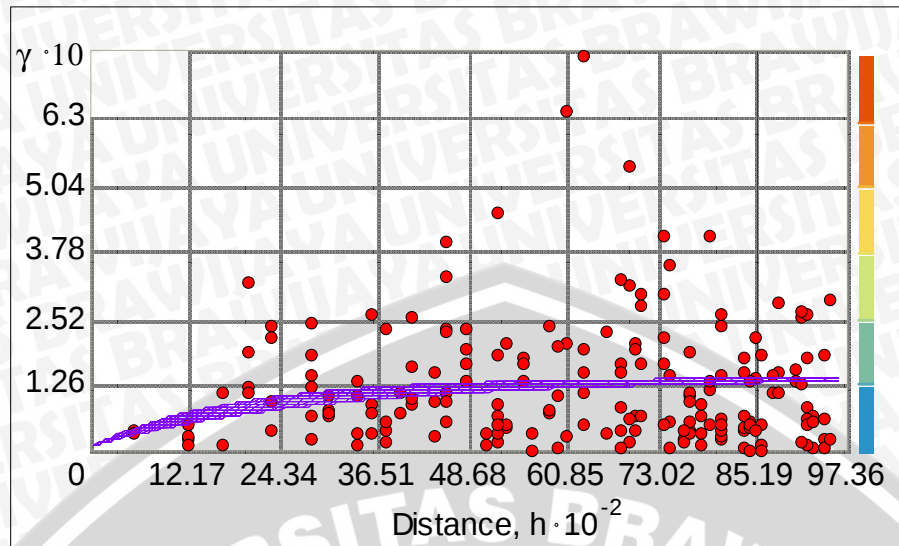
Langkah pertama dalam metode interpolasi spasial *ordinary kriging* adalah pemodelan semivariogram. Untuk mengetahui bentuk dari semivariogram empiris digunakan *semivariogram cloud* dengan persamaan (2.6) dan (2.7). Bentuk dari *semivariogram cloud* ditampilkan dalam Gambar 4.4.



Gambar 4.4. *Semivariogram cloud* C-Organik

Dapat dilihat bahwa Gambar 4.4 juga dapat mengindikasikan bahwa data C-Organik memiliki ketergantungan secara spasial karena titik-titik dari semivariogram membentuk suatu *cluster*.

Untuk mempermudah pemodelan maka dilakukan *binning* pada semivariogram. Dari percobaan didapat bahwa kombinasi *lag* 801,21 m dan banyaknya *lag* 12 merupakan kombinasi terbaik yang menghasilkan nilai RMSE yang terkecil daripada kombinasi yang lain. Semivariogram hasil *binning* ditampilkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5. Semivariogram C-Organik hasil *binning*

Setelah dilakukan *binning*, maka diteruskan dengan pemodelan semivariogram. Digunakan tiga model dalam penghitungan yaitu *spherical*, *exponential* dan *gaussian*. Sekaligus dilakukan pendeteksian adanya proses anisotropik pada masing-masing model. Pendeteksian dilakukan secara otomatis dan dapat langsung diketahui sumbu mayor dari elips *range* semivariogram anisotropik. Langkah pemodelan ditampilkan dalam Lampiran 3 sampai dengan Lampiran 5. Dari langkah di atas didapatkan model semivariogram sebagai berikut :

1. Model *spherical*

- Arah sumbu mayor ($\varphi = 60,8^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,032208 + \begin{cases} 0,10535 \left(\frac{3h}{2(8735,19)} - \frac{h^3}{2(8735,19)^3} \right) - \\ 0,10535 \end{cases}$$

- Arah sumbu minor ($\varphi = 119,2^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,032208 + \begin{cases} 0,10535 \left(\frac{3h}{2(5032,16)} - \frac{h^3}{2(5032,16)^3} \right) - \\ 0,10535 \end{cases}$$

2. Model *exponential*

- Arah sumbu mayor ($\varphi = 58,4^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,0047934 + 0,13744 \left(1 - e^{-h/8795,08} \right)$$

- Arah sumbu minor ($\varphi = 122,9^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,0047934 + 0,13744 \left(1 - e^{-h/5745,4} \right)$$

2. Model *gaussian*

- Arah sumbu mayor ($\varphi = 59,1^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,051685 + 0,086746 \left(1 - e^{-h^2/8620,38^2} \right)$$

- Arah sumbu minor ($\varphi = 120,9^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,051685 + 0,086746 \left(1 - e^{-h^2/4146,86^2} \right)$$

Untuk mengetahui model semivariogram yang terbaik yang nantinya akan dipakai dalam membuat prediksi interpolasi kriging, dilakukan *cross validation* dengan melakukan prediksi interpolasi kriging dengan menggunakan setiap model semivariogram. Kemudian RMSE yang didapat dibandingkan untuk mendapatkan model semivariogram terbaik. Hasil dari *cross validation* dengan menggunakan ketiga model semivariogram ditampilkan dalam Lampiran 6 sampai Lampiran 8. Ringkasan perbandingan nilai RMSE dari ketiga model semivariogram ditampilkan dalam Tabel 4.1

Tabel 4.1. Perbandingan hasil *cross validation* ketiga model semivariogram

Model semivariogram	RMSE
<i>spherical</i>	0,3295
<i>exponential</i>	0,3250
<i>gaussian</i>	0,3361

Berdasarkan hasil *cross validation* didapatkan model semivariogram *exponential* mempunyai nilai RMSE yang terkecil. Sehingga disimpulkan bahwa korelasi spasial kadar C-Organik Kabupaten Sampang dapat dijelaskan oleh model semivariogram *exponential* :

2. Model *exponential*

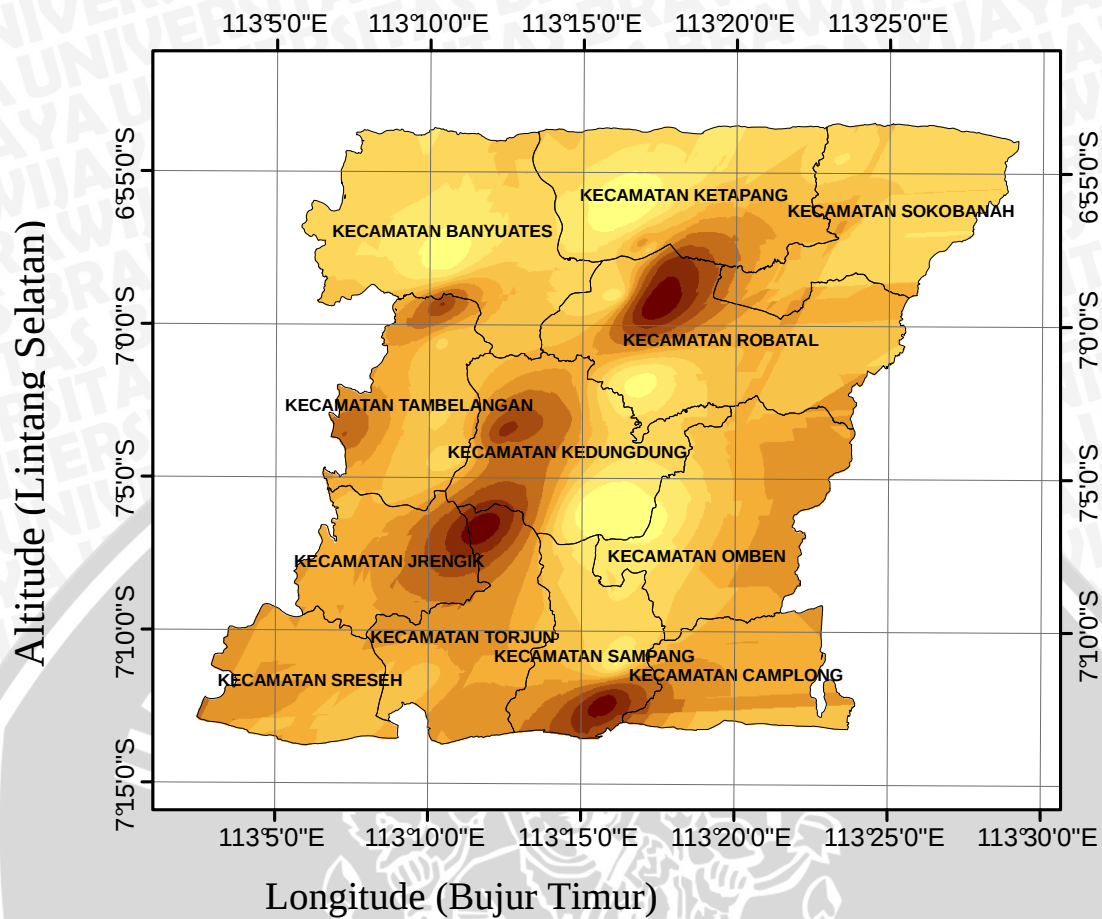
- Arah sumbu mayor ($\phi = 58,4^\circ$)

$$\gamma(h) = 0,0047934 + 0,13744 \left(1 - e^{-h/8795,08} \right)$$

- Arah sumbu minor ($\phi = 122,9^\circ$)

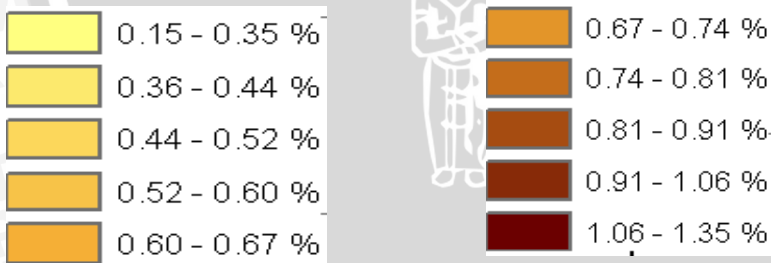
$$\gamma(h) = 0,0047934 + 0,13744 \left(1 - e^{-h/5745,4} \right)$$

Setelah dilakukan pemodelan semivariogram, model terpilih kemudian digunakan untuk membuat prediksi seluruh titik lokasi di Kabupaten Sampang. Peta hasil prediksi dengan *ordinary kriging* ditampilkan dalam Gambar 4.6.



Gambar 4.6. Peta prediksi kadar C-Organik dengan *ordinary kriging*

Keterangan

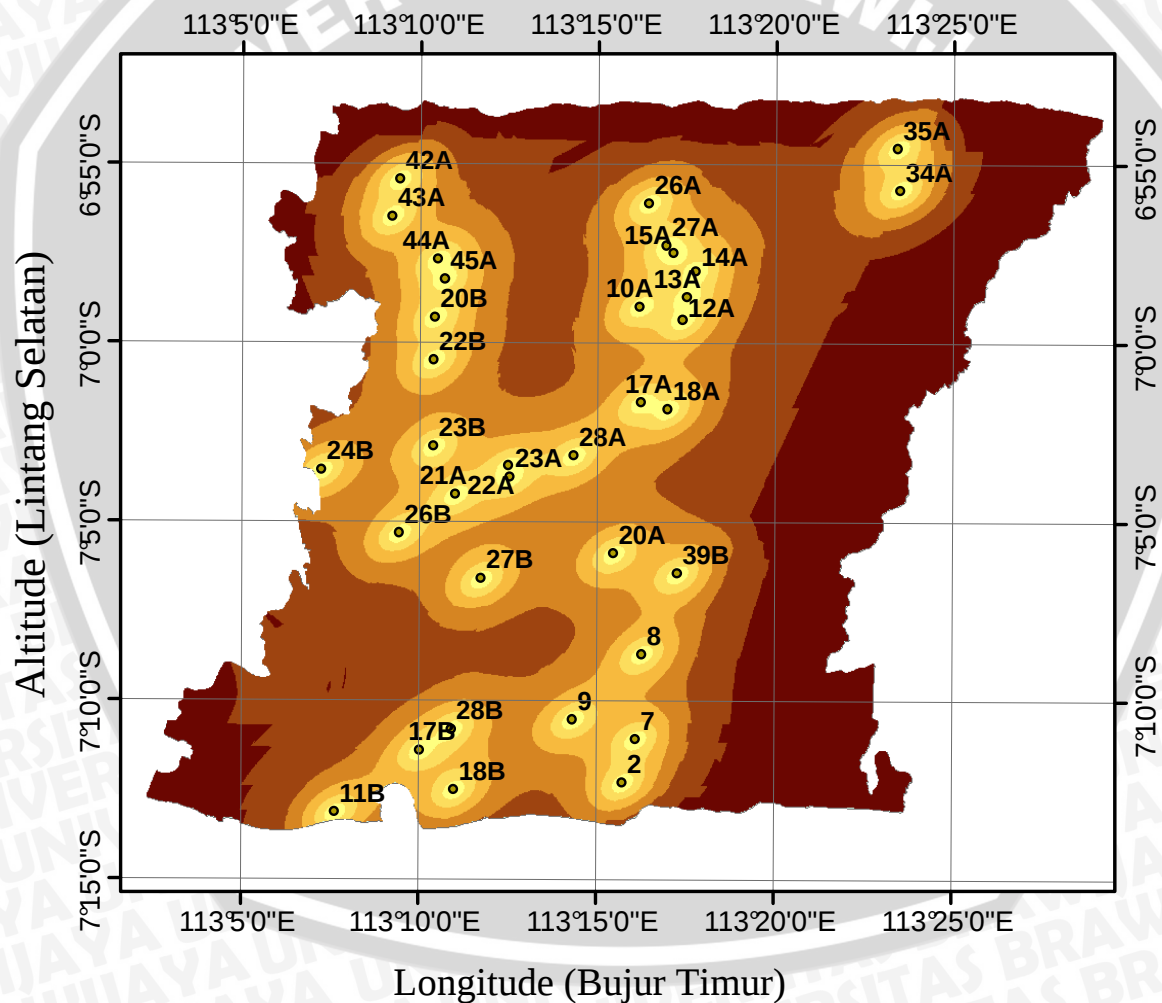


Pada Gambar 4.6 hasil prediksi dikelompokkan dalam 10 kelas dan setiap kelas dikodekan dengan warna yang berbeda. Semakin gelap warna suatu daerah berarti semakin tinggi kadar C-Organik di daerah tersebut. Statistik deskriptif dari 1.371.508 titik hasil prediksi ditampilkan dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Statistik deskriptif prediksi kadar C-Organik dengan *ordinary kriging*

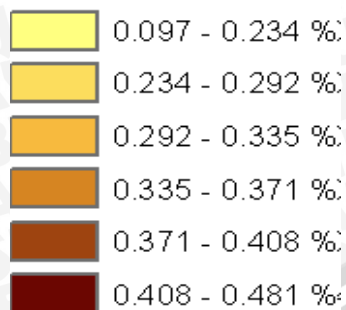
Statistik	Nilai (%)
Minimum	0,150337
Maksimum	1,345765
Rata-rata	0,609452
Simpangan baku	0,166699

Untuk membentuk selang kepercayaan prediksi diperlukan simpangan baku galat prediksi di tiap titik. Peta kontur simpangan baku prediksi (*prediction standard error map*) ditampilkan dalam Gambar 4.10.



Gambar 4.7. Peta simpangan baku galat prediksi

Keterangan :



Dari Gambar 4.7 terlihat bahwa semakin jauh suatu titik dari titik sampel maka semakin besar kemungkinan terjadinya kesalahan prediksi, karena simpangan baku galat prediksi semakin besar

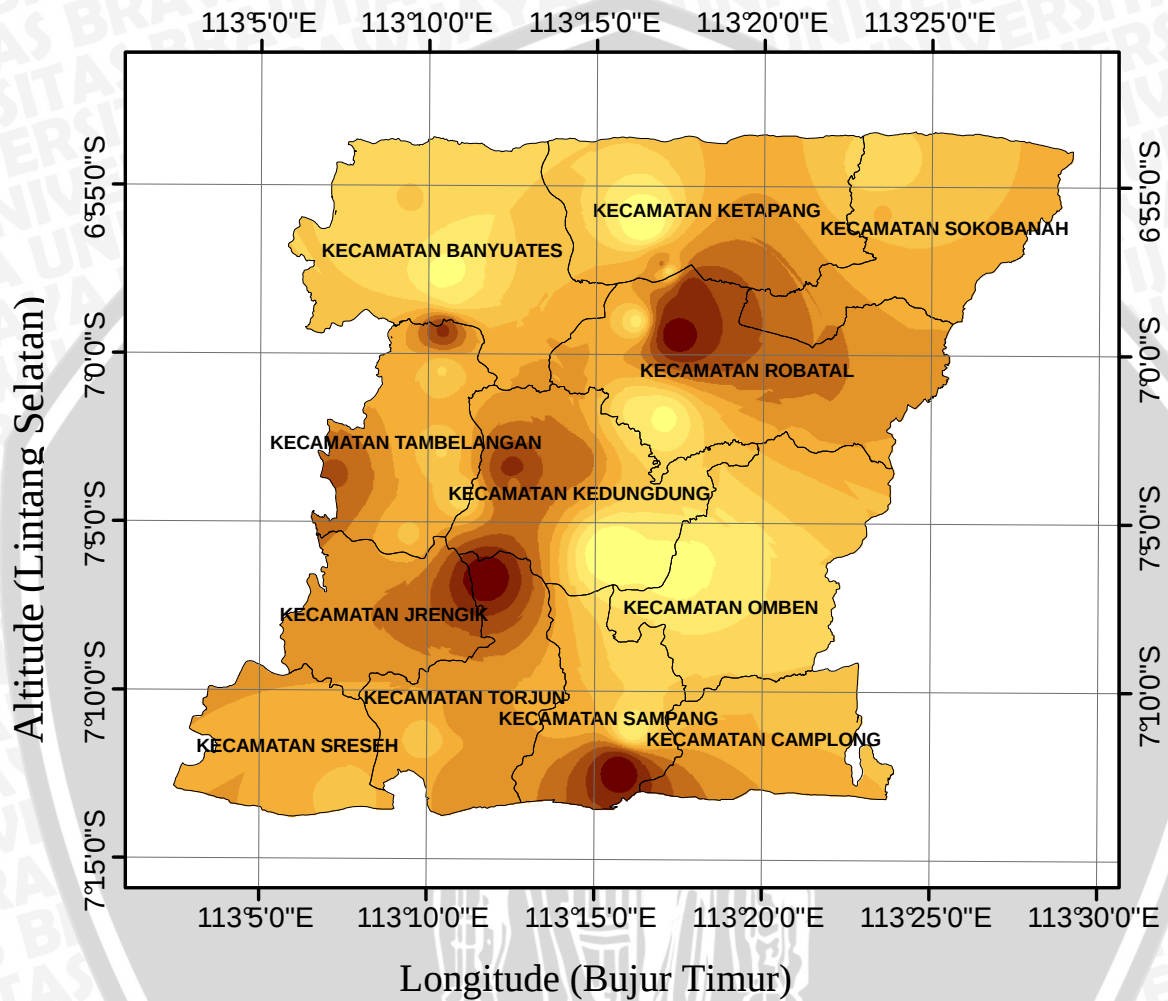
4.2 Interpolasi *inverse distace weighted* (IDW)

Untuk mengetahui model IDW yang terbaik yang nantinya akan dipakai dalam membuat prediksi interpolasi IDW, dilakukan *cross validation* dengan melakukan prediksi interpolasi IDW dengan menggunakan masing – masing tingkat power 1, 2, 3, 4, dan 5. Kemudian RMSE yang didapat dibandingkan untuk mendapat model yang terbaik. Hasil dari *cross validation* dengan menggunakan kelima power ditampilkan dalam Lampiran 9 sampai Lampiran 13. Ringkasan perbandingan nilai RMSE dari kelima power ditampilkan dalam Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Perbandingan hasil *cross validation* IDW dengan kelima model Power

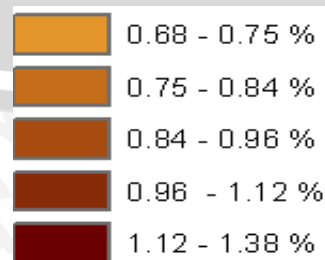
Power	RMSE
1	0,3282
2	0,3203
3	0,3268
4	0,3355
5	0,3430

Berdasarkan hasil *cross validation* didapatkan model IDW dengan power 2 mempunyai nilai RMSE yang terkecil, Model terpilih kemudian digunakan untuk membuat prediksi seluruh titik lokasi di Kabupaten Sampang Madura, Peta hasil prediksi dengan IDW ditampilkan dalam Gambar 4.8.



Gambar 4.8. Peta prediksi kadar C-Organik dengan IDW

Keterangan :



Pada Gambar 4.8 hasil prediksi dikelompok-kelompokkan dalam 10 kelas dan setiap kelas dikodekan dengan warna yang berbeda, Semakin gelap warna suatu daerah berarti semakin tinggi kadar C-Organik di daerah tersebut. Statistik deskriptif dari 1.371.508 titik hasil prediksi ditampilkan dalam Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Statistik deskriptif prediksi kadar C-Organik dengan IDW

Statistik	Nilai (%)
Minimum	0,130076
Maksimum	1,379851
Rata-rata	0,636297
Simpangan baku	0,138569

4.3 Pemilihan Metode Terbaik

Dengan menggunakan nilai RMSE dari *cross validation* dapat dilihat metode interpolasi yang lebih baik di antara *ordinary kriging* dan IDW. Tabulasi nilai RMSE dari *ordinary kriging* dengan menggunakan model semivariogram *exponential* dan IDW dengan menggunakan power 2 ditampilkan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Perbandingan hasil *cross validation ordinary kriging* dan IDW

Metode Interpolasi	RMSE
<i>Ordinary Kriging</i>	0,3250
IDW	0,3203

Dari Tabel 4.5 terlihat bahwa nilai RMSE dari metode IDW lebih kecil daripada nilai RMSE *ordinary kriging*, sehingga disimpulkan metode IDW lebih baik daripada metode *ordinary kriging* khususnya jika digunakan dalam interpolasi kadar C-Organik di Kabupaten Sampang.

Sedangkan pada penelitian yang dilakukan Yasrebi (2009) mengindikasikan *ordinary kriging* merupakan metode yang paling sesuai untuk memprediksi dan memetakan distribusi spasial dari sifat-sifat tanah untuk wilayah Iran. Perbedaan ini kemungkinan disebabkan oleh banyaknya sampel yang digunakan. Pada penelitian ini

menggunakan 35 titik sampel tanah sedangkan pada penelitian Yasrebi menggunakan 100 titik sampel tanah. Dimana IDW adalah metode yang dapat digunakan untuk ukuran data sampel yang kecil yang mana jika dimodelkan dengan semivariogram tidak terlalu cocok.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil dari metode interpolasi *ordinary kriging* menghasilkan peta prediksi dan peta simpangan baku galat prediksi yang dapat digunakan untuk memprediksi serta membuat selang kepercayaan prediksi kadar C-Organik. Dari pemodelan semivariogram disimpulkan bahwa kadar C-Organik di Kabupaten Sampang mengikuti pola anisotropik pada arah sumbu utama $58,4^\circ$ dengan model semivariogram terbaik yaitu model *exponentia*. Sedangkan dari metode IDW dihasilkan peta prediksi dengan power 2 yang menghasilkan RMSE terkecil dibanding dengan power 1, 3, 4, dan 5.
2. Dari *cross validation* disimpulkan bahwa IDW lebih sesuai digunakan dalam prediksi kadar C-Organik di Kabupaten Sampang, karena metode tersebut menghasilkan nilai RMSE yang lebih kecil daripada metode *ordinary kriging*

5.2 Saran

Dari penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa saran yang dapat dilakukan demi penyempurnaan hasil penelitian ini, yaitu:

1. Sebaiknya hasil metode interpolasi IDW ini dibandingkan dengan metode interpolasi spasial yang lainnya seperti *spline*, karena sama-sama menggunakan pembobot agar diperoleh metode yang benar-benar sesuai untuk digunakan dalam interpolasi kadar C-Organik di Kabupaten Sampang
2. Perlu ditambahkan banyaknya titik sampel dengan semakin banyak titik yang dilibatkan dalam perhitungan maka prediksi yang didapat akan semakin akurat.



DAFTAR PUSTAKA

- Astutik, S. dan R. Fitriani. 2004. *Prediksi Variabilitas Kadar Nikel dengan Simulasi Bersyarat Dekomposisi LU (Studi Kasus: Kadar Nikel di Pulau G)*. FMIPA Universitas Brawijaya. Malang.
- Bailey, T. and A. Gatrell. 1995. *Interactive Spatial Data Analysis*. Pearson Education Limited. Essex.
- Bohn, H. L., McNeal, Brian. L., O'Connor, George. A. 2001. *Soil Chemistry*. Third Edition. Jhon Willey & Sons, Inc. United States of America.
- Budrikaite, L. And K. Ducinkas. 2005. *Modeling of Geometrik Anisotropic Spatial Variance*. http://www.techmat.vtu.lt/~art/kabs_files_k_abs_f_file_bw.php?key=598. Tanggal akses : 15 Mei 2009
- Cahyono, H. P. 2006. *Perbandingan Metode Interpolasi Spasial Poligon Thiessen dan Ordinary Kriging pada Interpolasi Rata – rata Curah Hujan Tahunan di Wilayah Malang Raya*. Skripsi. Universitas Brawijaya, Malang.
- Caokui, L., L. Chen., Y. Wang., and S. Zheng. 2008. *On Effect of Weights in Spatial Interpolation*. <http://www.spatial-accuracy.org/system/files/ChaokuiLi2008accuracy.pdf>. Tanggal akses : 24 November 2009
- Chang, K 2001. *Introduction to Geographic Information System*. McGraw-Hill Companies, Inc.
- Childs, C. 200. *Interpolating Surface in Arc GIS Spatial Analyst*. <http://www.esri.com/news/arcuser/0704/files/interpolating.pdf>. Tanggal akses : 29 April 2009

- Cosgrove, C. 1999. *Volumetric and Spatial Dimensions of Convective Rain Events*. <http://www.lib.virginia.edu/etd/diss/ArtSci/EviromentalSciences/1999/Cosgrove/PDF/master4a.pdf>. Tanggal akses : 29 April 2009
- Cressie, N. A. C. 1993. *Statistics for Spatial Data*. Jhon Wiley & Sons, inc. New York.
- Daniel, W. W. 1995. *Statistik Nonparametrik Terapan*. PT. Gramedia. Jakarta.
- ESRI. 2001. *ArcGIS Desktop Help*. ESRI Environmental Systems Reserch Institute, Inc. California.
- Foth, H. D., 1990. *Fundamental of Soil Science 8th edition*. Jhon Willey & Sons, Inc. New York.
- Gribov, A., K. Krivoruchko, and J. M. Ver Hoef. 2001. *Modelling the Semivariogram: New Approach, Methods Comparison and Case Study*. www.esri.com/software/arcgis/extensions/geostatistical/about/literature.html-19k-. Tanggal akses : 15 Mei 2009
- Handayani, I. P., Prawito, P., Lestari, P. 2001. *Fraksional Pool Bahan Organik Tanah Labil Pada Lahan Hutan dan Lahan Paska Deforestasi*. <http://bdpunib.org/artikeljipi/2001/75.pdf> Tanggal akses : 29 April 2009
- Kastelec, D. and K.Kosmelj. 2002. *Spatial Interpolation of Mean Yearly Precipitation using Universal Kriging*. <http://www.mrvar.fdv.uni-1j.si/pub/mz/mz17/kastelec.pdf>. Tanggal akses : 15 Mei 2009
- Lillesand, T.M. Kiefer R.W., 2000. *Remote Sensing & Image Intepretation*. 4th Edition. Jhon Willey & Sons, Inc., New York.

SAS Institute. 1999a. *Details of Ordinary Kriging*. <http://www.asu.edu/sas/sasdoc/stat/chap34/sect15.htm>. Tanggal akses : 29 April 2009

_____. 1999b. *Theoretical Semivariogram Models*. <http://www.asu.edu/sas/sasdoc/stat/chap34/sect12.htm>. Tanggal akses : 29 April 2009

Soepardi, G. 1983. *Sifat dan Ciri Tanah*. Institut Pertanian. Bogor

Sukojo, B.M.& Wahono. 2002. *Pemanfaatan Teknologi Pengindraan Jauh untuk Pemetaan Kandungan Bahan Organik Tanah*. <http://repository.ui.ac.id/contents/koleksi/2/570e450ccd0f178ed8d6e03414741c6cbd6791bf.pdf>. Tanggal Akses: 29 April 2009

Tatalovich, Z. 2005. *A Comparison of Thiessen Polygon, Kriging and Spline Models of UV Exposure*. <http://www.ucgis.org/suumer2005/studetpapers/tatalovich.pdf>. Tanggal akses : 29 April 2009

Wikipedia. 2010. *Spatial dependence*. http://en.wikipedia.org/wiki/Spatial_dependence. Tanggal akses : 10 Januari 2010

Yasrebi, J., M. Saffari, H. Fathi, and N. Karimian. 2009. *Evaluation and Comparison Of Ordinary Kriging and Inverse Distance Weighting Methods for prediktion of Spatial Variability of Some soil Chemical Parameters*. <http://medwelljournals.com/fulltext/rjbs/2009/93-102.pdf>. Tanggal akses : 29 April 2009



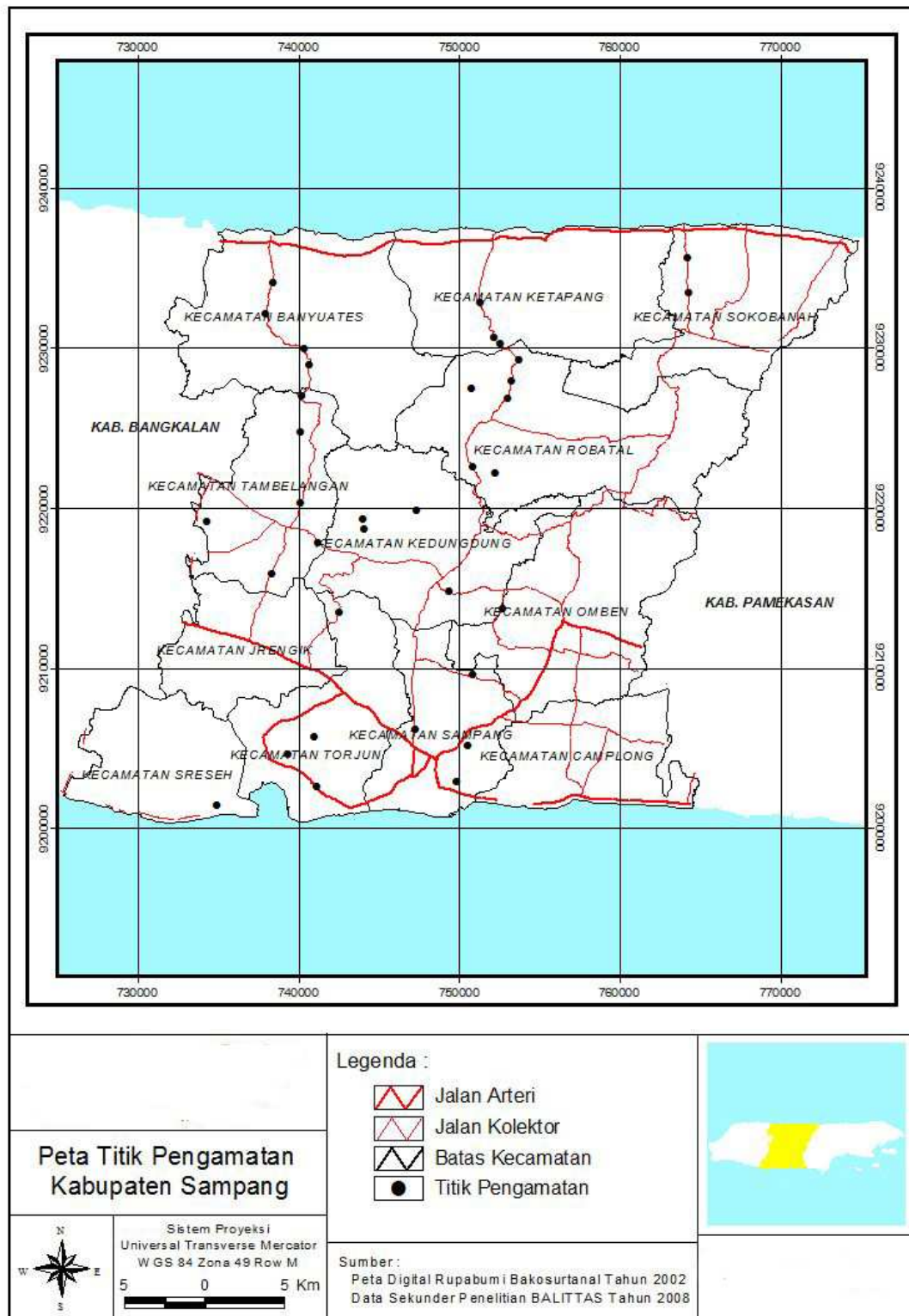
Lampiran 1. Data Sekunder Kadar C-organik di Kabupaten Sampang

No	KODE_SPG	Nama Desa	Longitude (Bujur Timur)	Altitude (Lintang Selatan)	C-organik
1	SPG 123	Banyu Anyar	113,262	7,20520	1,30
2	SPG 095	Gunung Maddah	113,268	7,18492	0,37
3	SPG 131	Taman Sareh	113,271	7,14534	0,49
4	SPG 009a	Tanggumong	113,239	7,17575	0,62
5	SPG 031	Pandiyangan	113,270	6,98333	0,44
6	SPG 030	Jlegung	113,290	6,98931	1,38
7	SPG 096	Jlegung	113,292	6,97887	1,12
8	SPG 061	Gunung Rancak	113,296	6,96688	1,07
9	SPG 087	Pandiyangan	113,286	6,95830	0,51
10	SPG 047	Sawah Tengah	113,271	7,02787	0,43
11	SPG 059	Sawah Tengah	113,283	7,03108	0,30
12	SPG 100	Rahayu	113,258	7,09830	0,18
13	SPG 092	Banjar	113,184	7,07091	0,49
14	SPG 019	Ombul	113,208	7,05739	1,08
15	SPG 037	Ombul	113,209	7,06278	0,80
16	SPG 068	Bunten Barat	113,274	6,93520	0,13
17	SPG 079	Bunten Barat	113,282	6,95483	0,76
18	SPG 053	Kedundung	113,239	7,05278	0,81

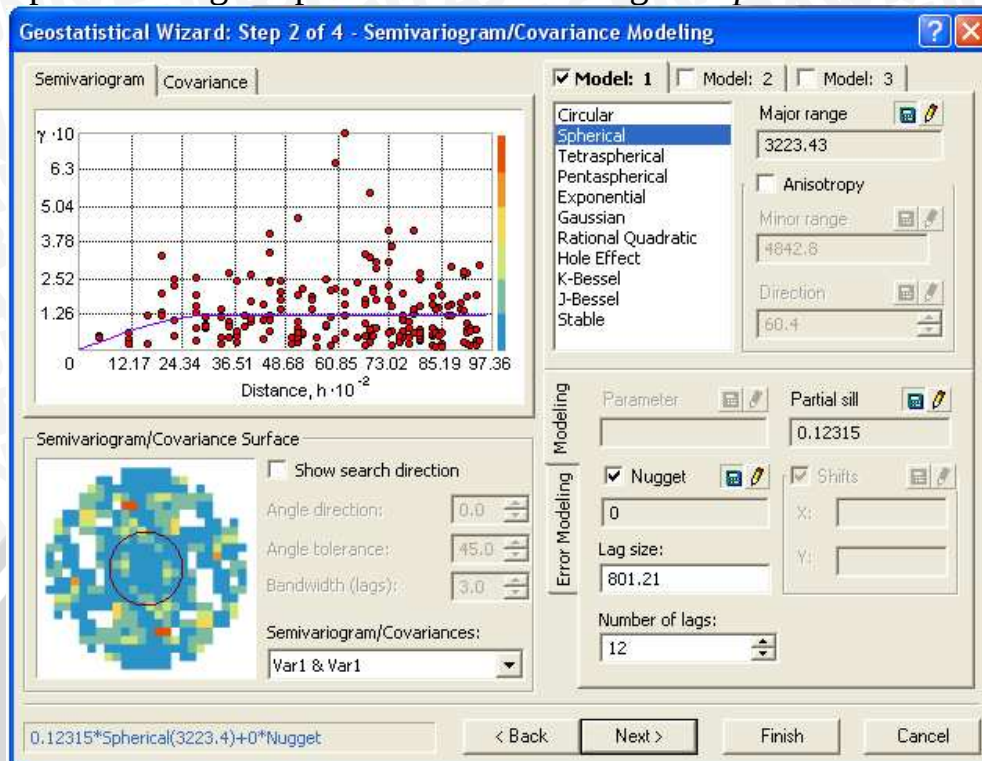
Lampiran 1. (lanjutan)

19	SPG 083	Bira Timur	113,392	6,92884	0,62
20	SPG 102	Bira Tengah	113,390	6,90925	0,48
21	SPG 104	Morbatoh	113,157	6,92417	0,56
22	SPG 069	Tapa'an	113,154	6,94155	0,49
23	SPG 077	Planggaran timur	113,175	6,96139	0,24
24	SPG 090	Planggaran timur	113,178	6,97055	0,43
25	SPG 139	Sreseh	113,127	7,21906	0,59
26	SPG 142	Pangarengan	113,167	7,19026	0,57
27	SPG 116	Apaan	113,183	7,20864	0,71
28	SPG 012	Birem	113,174	6,98845	1,00
29	SPG 081	Birem	113,173	7,00819	0,54
30	SPG 089	Tembalangan	113,173	7,04851	0,54
31	SPG 093	Baturasang	113,121	7,05955	0,85
32	SPG 099	Kr. Anyar	113,157	7,08882	0,60
33	SPG 082	Tnh. Merah	113,196	7,11010	1,34
34	SPG 135	Dulang	113,182	7,18045	0,70
35	SPG 110	Jrangan	113,288	7,10763	0,74

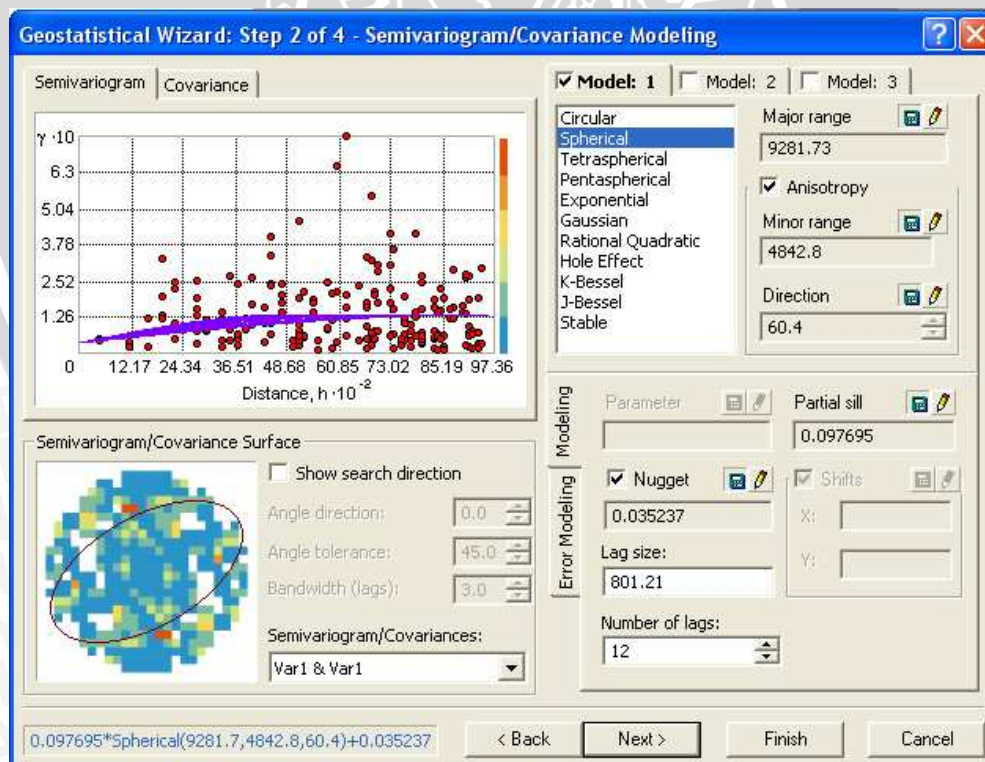
Lampiran 2. Peta Lokasi Titik Kadar C-Organik di Kabupaten Sampang Madura



Lampiran 3 Langkah pemodelan semivariogram *spherical*.

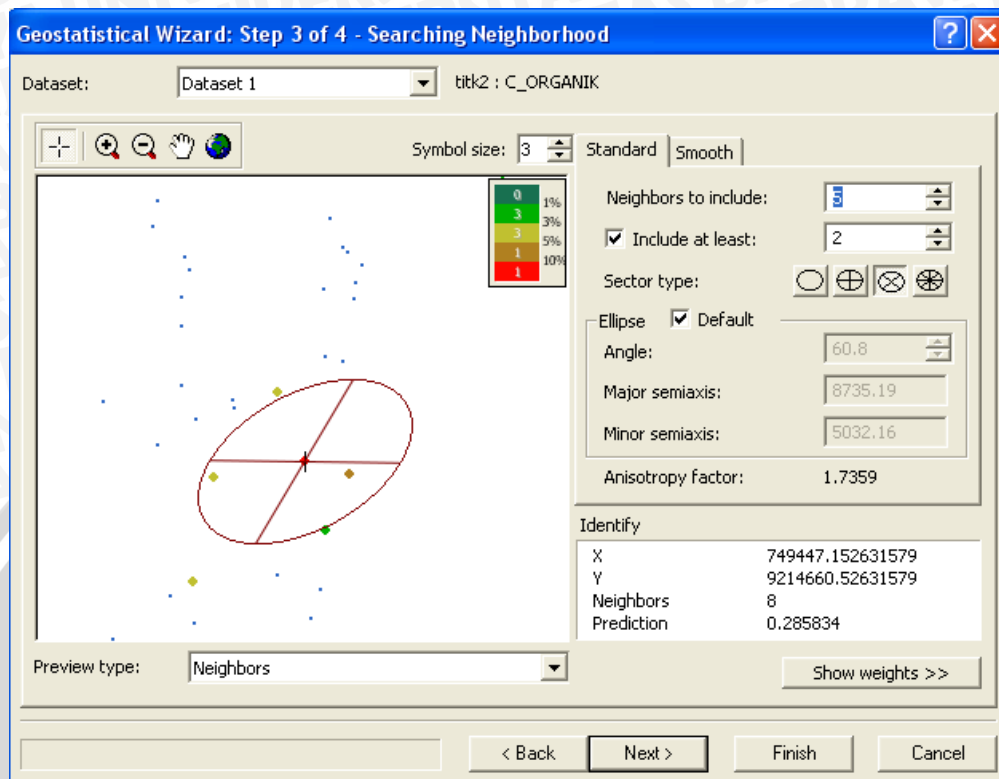


Gambar 1. Pemodelan semivariogram isotropik



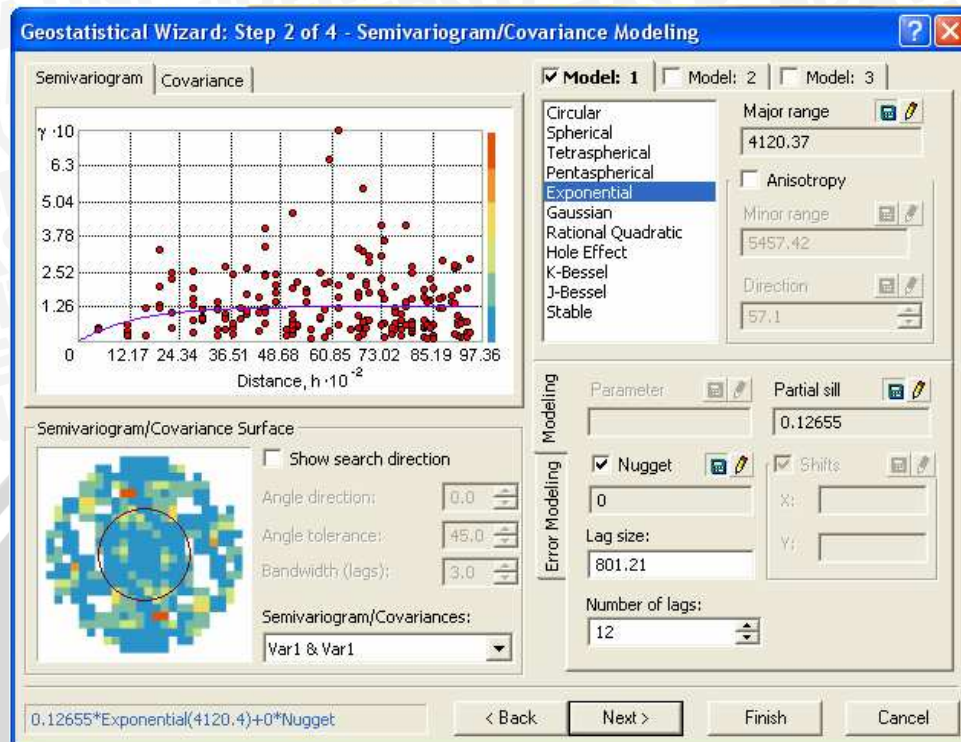
Gambar 2. Pemodelan semivariogram anisotropik

Lampiran 3 (lanjutan)

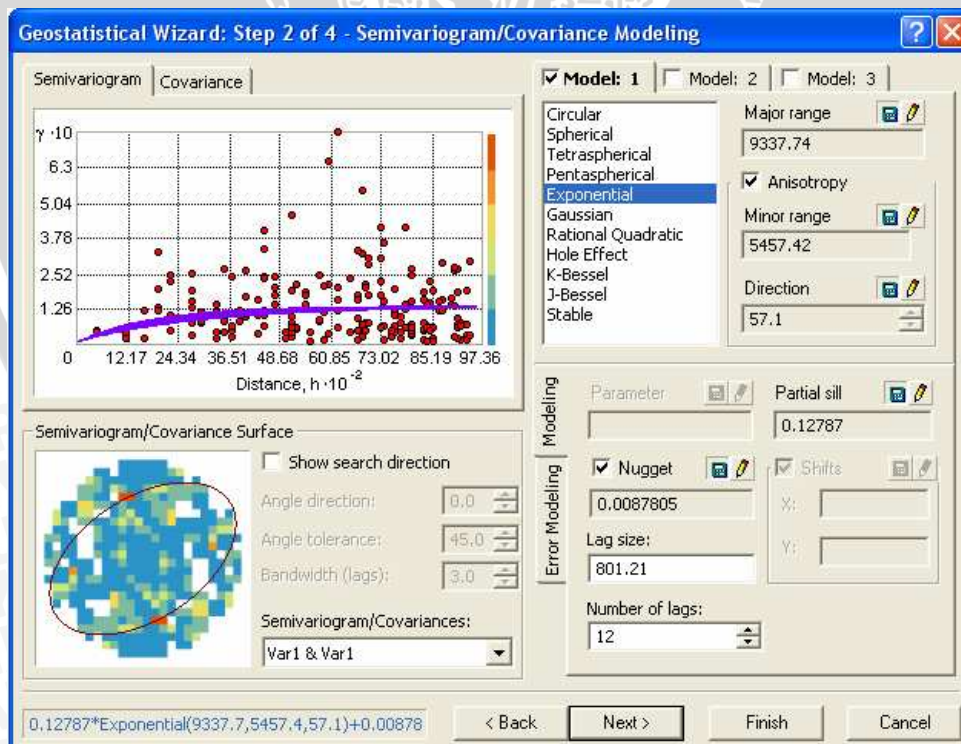


Gambar 3. Bentuk elips *range* semivariogram anisotropik

Lampiran 4. Langkah pemodelan semivariogram *exponential*

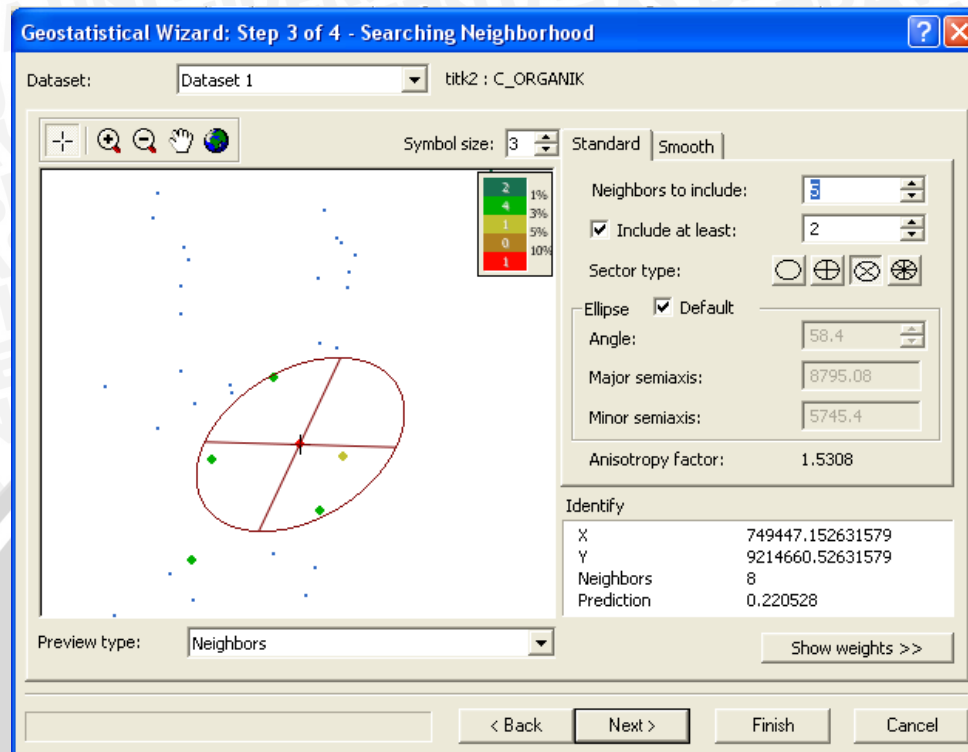


Gambar 4. Pemodelan semivariogram isotropik

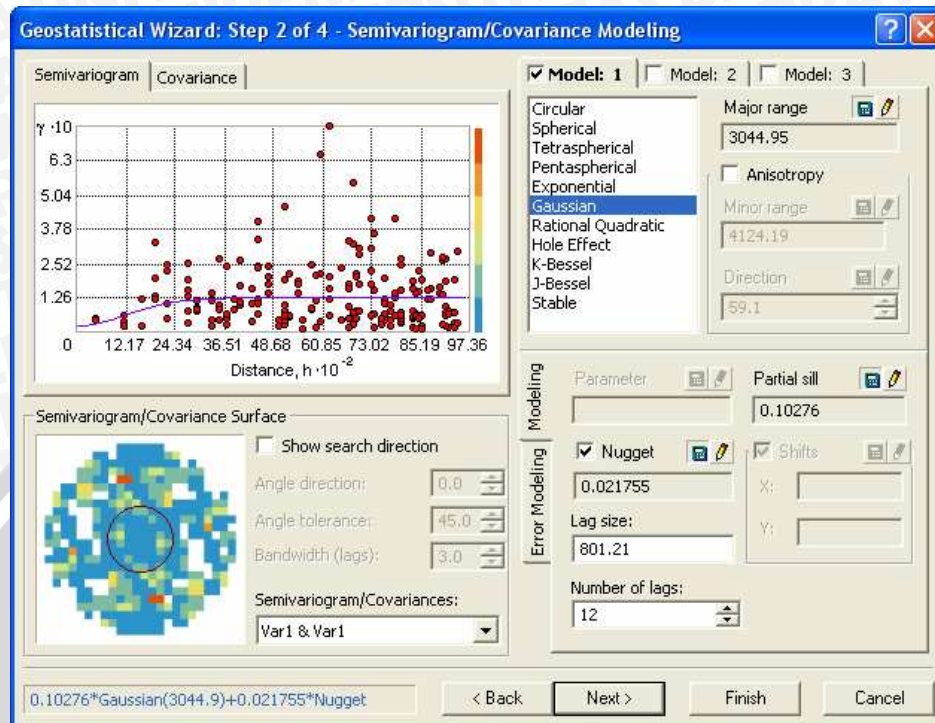


Gambar 5. Pemodelan semivariogram anistropik

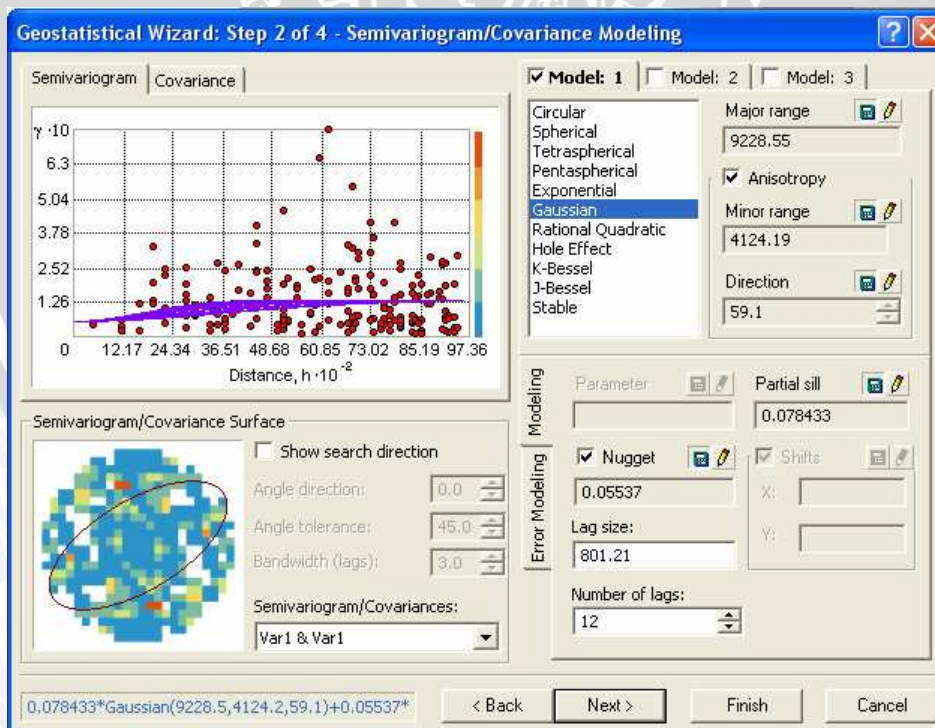
Lampiran 4. (lanjutan)

Gambar 6. Bentuk elips *range* semivariogram anisotropik

Lampiran 5. Langkah pemodelan semivariogram *Gaussian*

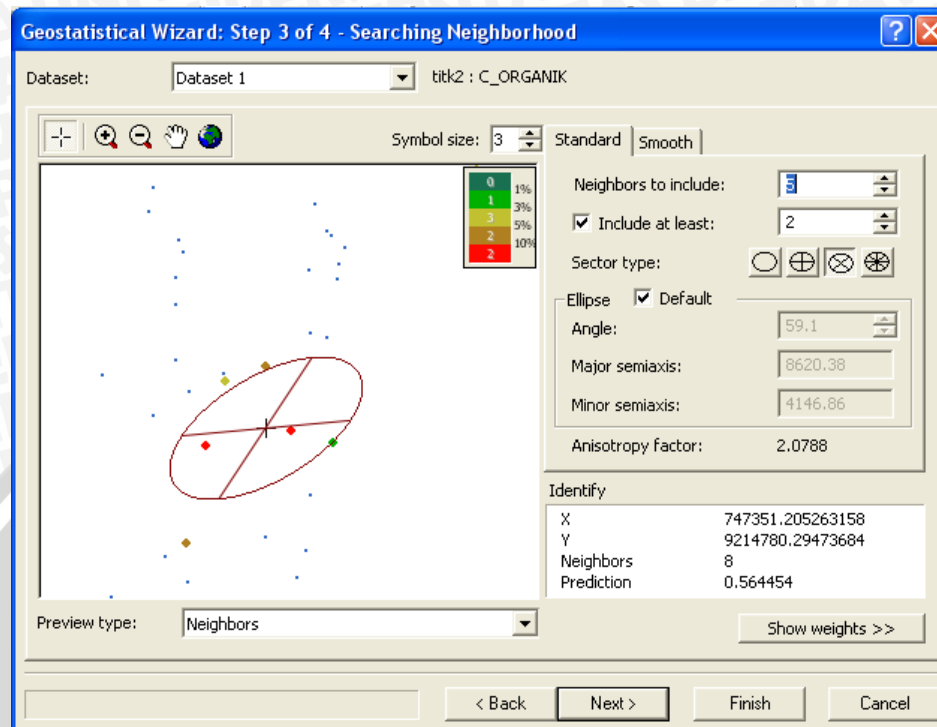


Gambar 7. Pemodelan semivariogram isotropik



Gambar 8. Pemodelan semivariogram anisotropik

Lampiran 5. (lanjutan)



Gambar 9. Bentuk elips *range* semivariogram anisotropik

Lampiran 6. *Cross validation interpolasi ordinary kriging dengan model semivariogram spherical*

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,48	-0,37	0,1337
SPG 095	0,59	0,60	0,01	0,0002
SPG 131	0,49	0,42	-0,07	0,0046
SPG 009a	0,60	0,64	0,04	0,0017
SPG 031	0,56	0,45	-0,11	0,0123
SPG 030	0,57	0,73	0,16	0,0263
SPG 096	0,54	0,67	0,13	0,0170
SPG 061	0,54	0,83	0,29	0,0864
SPG 087	1,00	0,47	-0,53	0,2818
SPG 047	0,24	0,48	0,24	0,0571
SPG 059	0,43	0,55	0,12	0,0144
SPG 100	0,70	0,63	-0,07	0,0048
SPG 092	0,71	0,58	-0,13	0,0164
SPG 019	0,49	0,76	0,27	0,0707
SPG 037	1,34	0,58	-0,76	0,5708
SPG 068	1,08	0,73	-0,35	0,1243
SPG 079	0,80	0,90	0,10	0,0096
SPG 053	0,62	0,58	-0,04	0,0013
SPG 083	0,81	0,63	-0,18	0,0322
SPG 102	0,18	0,60	0,42	0,1728
SPG 104	1,30	0,50	-0,80	0,6398
SPG 069	0,37	0,92	0,55	0,2977
SPG 077	0,44	0,97	0,53	0,2758
SPG 090	0,43	0,55	0,12	0,0141
SPG 139	0,49	0,55	0,06	0,0034
SPG 142	0,13	0,57	0,44	0,1949
SPG 116	0,76	0,47	-0,29	0,0860
SPG 012	0,30	0,53	0,23	0,0545
SPG 081	0,51	0,77	0,26	0,0681
SPG 089	0,30	0,48	0,18	0,0307
SPG 093	1,38	0,85	-0,53	0,2816
SPG 099	1,12	1,03	-0,09	0,0075
SPG 082	1,07	0,85	-0,22	0,0496

Lampiran 6. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,60	0,12	0,0151
SPG 110	0,62	0,58	-0,04	0,0019
Jumlah				3,6592

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,6592}{35}} = 0,3233$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 7. *Cross validation* interpolasi *ordinary kriging* dengan model semivariogram *exponential*

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,54	-0,31	0,0952
SPG 095	0,59	0,61	0,02	0,0005
SPG 131	0,49	0,47	-0,02	0,0002
SPG 009a	0,60	0,70	0,10	0,0098
SPG 031	0,56	0,47	-0,09	0,0074
SPG 030	0,57	0,74	0,17	0,0283
SPG 096	0,54	0,68	0,14	0,0188
SPG 061	0,54	0,79	0,25	0,0620
SPG 087	1,00	0,47	-0,53	0,2783
SPG 047	0,24	0,50	0,26	0,0659
SPG 059	0,43	0,53	0,10	0,0092
SPG 100	0,70	0,64	-0,06	0,0039
SPG 092	0,71	0,73	0,02	0,0003
SPG 019	0,49	0,77	0,28	0,0758
SPG 037	1,34	0,58	-0,76	0,5807
SPG 068	1,08	0,74	-0,34	0,1147
SPG 079	0,80	0,95	0,15	0,0220
SPG 053	0,62	0,63	0,01	0,0001
SPG 083	0,81	0,64	-0,17	0,0300
SPG 102	0,18	0,62	0,44	0,1901
SPG 104	1,30	0,51	-0,79	0,6185
SPG 069	0,37	0,88	0,51	0,2601
SPG 077	0,44	0,89	0,45	0,1988
SPG 090	0,43	0,55	0,12	0,0148
SPG 139	0,49	0,51	0,02	0,0003
SPG 142	0,13	0,62	0,49	0,2449
SPG 116	0,76	0,47	-0,29	0,0818
SPG 012	0,30	0,56	0,26	0,0669
SPG 081	0,51	0,79	0,28	0,0789
SPG 089	0,30	0,47	0,17	0,0302
SPG 093	1,38	0,81	-0,57	0,3199
SPG 099	1,12	1,06	-0,06	0,0030
SPG 082	1,07	0,80	-0,27	0,0741

Lampiran 7. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,62	0,14	0,0191
SPG 110	0,62	0,72	0,10	0,0092
Jumlah				3,6138

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,6138}{35}} = 0,3213$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 8. *Cross validation* interpolasi ordinary kriging dengan model semivariogram *gaussian*

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,49	-0,36	0,1312
SPG 095	0,59	0,77	0,18	0,0325
SPG 131	0,49	0,47	-0,02	0,0005
SPG 009a	0,60	0,63	0,03	0,0008
SPG 031	0,56	0,42	-0,14	0,0196
SPG 030	0,57	0,69	0,12	0,0142
SPG 096	0,54	0,67	0,13	0,0175
SPG 061	0,54	0,79	0,25	0,0617
SPG 087	1,00	0,49	-0,51	0,2589
SPG 047	0,24	0,45	0,21	0,0433
SPG 059	0,43	0,54	0,11	0,0132
SPG 100	0,70	0,61	-0,09	0,0083
SPG 092	0,71	0,68	-0,03	0,0007
SPG 019	0,49	0,77	0,28	0,0803
SPG 037	1,34	0,55	-0,79	0,6270
SPG 068	1,08	0,72	-0,36	0,1312
SPG 079	0,80	0,86	0,06	0,0041
SPG 053	0,62	0,52	-0,10	0,0100
SPG 083	0,81	0,64	-0,17	0,0296
SPG 102	0,18	0,62	0,44	0,1927
SPG 104	1,30	0,47	-0,83	0,6905
SPG 069	0,37	0,93	0,56	0,3083
SPG 077	0,44	0,96	0,52	0,2756
SPG 090	0,43	0,58	0,15	0,0239
SPG 139	0,49	0,55	0,06	0,0032
SPG 142	0,13	0,64	0,51	0,2553
SPG 116	0,76	0,47	-0,29	0,0830
SPG 012	0,30	0,53	0,23	0,0545
SPG 081	0,51	0,75	0,24	0,0579
SPG 089	0,30	0,54	0,24	0,0564
SPG 093	1,38	0,86	-0,52	0,2718
SPG 099	1,12	1,02	-0,10	0,0096
SPG 082	1,07	0,82	-0,25	0,0617

Lampiran 8. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,60	0,12	0,0139
SPG 110	0,62	0,52	-0,10	0,0097
Jumlah				3,8524

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,8524}{35}} = 0,3318$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 9. *Cross validation* interpolasi IDW dengan model power 1

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,66	-0,19	0,0343
SPG 095	0,59	0,70	0,11	0,0113
SPG 131	0,49	0,60	0,11	0,0121
SPG 009a	0,60	0,67	0,07	0,0055
SPG 031	0,56	0,58	0,02	0,0006
SPG 030	0,57	0,70	0,13	0,0164
SPG 096	0,54	0,68	0,14	0,0194
SPG 061	0,54	0,68	0,14	0,0205
SPG 087	1,00	0,57	-0,43	0,1832
SPG 047	0,24	0,62	0,38	0,1412
SPG 059	0,43	0,60	0,17	0,0290
SPG 100	0,70	0,67	-0,03	0,0008
SPG 092	0,71	0,67	-0,04	0,0015
SPG 019	0,49	0,71	0,22	0,0492
SPG 037	1,34	0,62	-0,72	0,5163
SPG 068	1,08	0,69	-0,39	0,1526
SPG 079	0,80	0,79	-0,01	0,0000
SPG 053	0,62	0,68	0,06	0,0031
SPG 083	0,81	0,66	-0,15	0,0225
SPG 102	0,18	0,69	0,51	0,2636
SPG 104	1,30	0,55	-0,75	0,5560
SPG 069	0,37	0,75	0,38	0,1466
SPG 077	0,44	0,75	0,31	0,0952
SPG 090	0,43	0,64	0,21	0,0426
SPG 139	0,49	0,65	0,16	0,0257
SPG 142	0,13	0,72	0,59	0,3525
SPG 116	0,76	0,63	-0,13	0,0166
SPG 012	0,30	0,67	0,37	0,1362
SPG 081	0,51	0,75	0,24	0,0572
SPG 089	0,30	0,66	0,36	0,1306
SPG 093	1,38	0,71	-0,67	0,4550
SPG 099	1,12	0,78	-0,34	0,1183
SPG 082	1,07	0,72	-0,35	0,1228

Lampiran 9. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,66	0,18	0,0321
SPG 110	0,62	0,61	-0,01	0,0001
Jumlah				3,7705

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,7705}{35}} = 0,3282$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 10. *Cross validation* interpolasi IDW dengan model power 2

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,65	-0,20	0,0385
SPG 095	0,59	0,68	0,09	0,0083
SPG 131	0,49	0,53	0,04	0,0018
SPG 009a	0,60	0,71	0,11	0,0127
SPG 031	0,56	0,51	-0,05	0,0027
SPG 030	0,57	0,70	0,13	0,0174
SPG 096	0,54	0,69	0,15	0,0215
SPG 061	0,54	0,74	0,20	0,0415
SPG 087	1,00	0,49	-0,51	0,2567
SPG 047	0,24	0,52	0,28	0,0756
SPG 059	0,43	0,45	0,02	0,0002
SPG 100	0,70	0,64	-0,06	0,0035
SPG 092	0,71	0,65	-0,06	0,0036
SPG 019	0,49	0,75	0,26	0,0702
SPG 037	1,34	0,63	-0,71	0,5092
SPG 068	1,08	0,77	-0,31	0,0936
SPG 079	0,80	1,01	0,21	0,0450
SPG 053	0,62	0,68	0,06	0,0032
SPG 083	0,81	0,68	-0,13	0,0159
SPG 102	0,18	0,63	0,45	0,2070
SPG 104	1,30	0,48	-0,82	0,6753
SPG 069	0,37	0,90	0,53	0,2833
SPG 077	0,44	0,89	0,45	0,2026
SPG 090	0,43	0,50	0,07	0,0049
SPG 139	0,49	0,58	0,09	0,0075
SPG 142	0,13	0,74	0,61	0,3681
SPG 116	0,76	0,56	-0,20	0,0418
SPG 012	0,30	0,57	0,27	0,0734
SPG 081	0,51	0,79	0,28	0,0766
SPG 089	0,30	0,54	0,24	0,0579
SPG 093	1,38	0,87	-0,51	0,2561
SPG 099	1,12	1,00	-0,12	0,0143
SPG 082	1,07	0,81	-0,26	0,0686

Lampiran 10. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,64	0,16	0,0245
SPG 110	0,62	0,53	-0,09	0,0080
Jumlah				3,5910

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,7705}{35}} = 0,3203$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 11. *Cross validation* interpolasi IDW dengan model power 3

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,64	-0,21	0,0457
SPG 095	0,59	0,66	0,07	0,0050
SPG 131	0,49	0,52	0,03	0,0007
SPG 009a	0,60	0,71	0,11	0,0131
SPG 031	0,56	0,48	-0,08	0,0057
SPG 030	0,57	0,70	0,13	0,0173
SPG 096	0,54	0,67	0,13	0,0157
SPG 061	0,54	0,84	0,30	0,0878
SPG 087	1,00	0,46	-0,54	0,2911
SPG 047	0,24	0,46	0,22	0,0485
SPG 059	0,43	0,35	-0,08	0,0070
SPG 100	0,70	0,61	-0,09	0,0082
SPG 092	0,71	0,63	-0,08	0,0062
SPG 019	0,49	0,77	0,28	0,0769
SPG 037	1,34	0,63	-0,71	0,5073
SPG 068	1,08	0,80	-0,28	0,0805
SPG 079	0,80	1,07	0,27	0,0729
SPG 053	0,62	0,66	0,04	0,0020
SPG 083	0,81	0,73	-0,08	0,0070
SPG 102	0,18	0,56	0,38	0,1431
SPG 104	1,30	0,42	-0,88	0,7662
SPG 069	0,37	1,04	0,67	0,4440
SPG 077	0,44	1,01	0,57	0,3202
SPG 090	0,43	0,37	-0,06	0,0035
SPG 139	0,49	0,51	0,02	0,0003
SPG 142	0,13	0,73	0,60	0,3558
SPG 116	0,76	0,52	-0,24	0,0570
SPG 012	0,30	0,48	0,18	0,0317
SPG 081	0,51	0,77	0,26	0,0695
SPG 089	0,30	0,41	0,11	0,0123
SPG 093	1,38	1,00	-0,38	0,1456
SPG 099	1,12	1,14	0,02	0,0003
SPG 082	1,07	0,84	-0,23	0,0518

Lampiran 11. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,62	0,14	0,0206
SPG 110	0,62	0,49	-0,13	0,0167
Jumlah				3,7372

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,7372}{35}} = 0,3268$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 12. *Cross validation* interpolasi IDW dengan model power 4

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,62	-0,23	0,0540
SPG 095	0,59	0,64	0,05	0,0028
SPG 131	0,49	0,52	0,03	0,0012
SPG 009a	0,60	0,69	0,09	0,0079
SPG 031	0,56	0,48	-0,08	0,0057
SPG 030	0,57	0,70	0,13	0,0173
SPG 096	0,54	0,63	0,09	0,0081
SPG 061	0,54	0,91	0,37	0,1379
SPG 087	1,00	0,46	-0,54	0,2962
SPG 047	0,24	0,44	0,20	0,0402
SPG 059	0,43	0,30	-0,13	0,0180
SPG 100	0,70	0,59	-0,11	0,0115
SPG 092	0,71	0,62	-0,09	0,0081
SPG 019	0,49	0,76	0,27	0,0728
SPG 037	1,34	0,62	-0,72	0,5118
SPG 068	1,08	0,80	-0,28	0,0787
SPG 079	0,80	1,08	0,28	0,0775
SPG 053	0,62	0,64	0,02	0,0005
SPG 083	0,81	0,78	-0,03	0,0012
SPG 102	0,18	0,48	0,30	0,0903
SPG 104	1,30	0,40	-0,90	0,8139
SPG 069	0,37	1,12	0,75	0,5697
SPG 077	0,44	1,09	0,65	0,4170
SPG 090	0,43	0,32	-0,11	0,0121
SPG 139	0,49	0,46	-0,03	0,0009
SPG 142	0,13	0,71	0,58	0,3422
SPG 116	0,76	0,51	-0,25	0,0612
SPG 012	0,30	0,44	0,14	0,0206
SPG 081	0,51	0,77	0,26	0,0651
SPG 089	0,30	0,32	0,02	0,0004
SPG 093	1,38	1,06	-0,32	0,1009
SPG 099	1,12	1,21	0,09	0,0084
SPG 082	1,07	0,86	-0,21	0,0460

Lampiran 12. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,62	0,14	0,0198
SPG 110	0,62	0,48	-0,14	0,0190
Jumlah				3,9388

$$RMSE = \sqrt{\frac{3,9388}{35}} = 0,3355$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 13. *Cross validation* interpolasi IDW dengan model power 5

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 123	0,85	0,60	-0,25	0,0611
SPG 095	0,59	0,63	0,04	0,0017
SPG 131	0,49	0,54	0,05	0,0021
SPG 009a	0,60	0,65	0,05	0,0029
SPG 031	0,56	0,49	-0,07	0,0053
SPG 030	0,57	0,70	0,13	0,0172
SPG 096	0,54	0,59	0,05	0,0029
SPG 061	0,54	0,96	0,42	0,1725
SPG 087	1,00	0,46	-0,54	0,2935
SPG 047	0,24	0,43	0,19	0,0375
SPG 059	0,43	0,27	-0,16	0,0257
SPG 100	0,70	0,58	-0,12	0,0135
SPG 092	0,71	0,61	-0,10	0,0093
SPG 019	0,49	0,75	0,26	0,0660
SPG 037	1,34	0,62	-0,72	0,5216
SPG 068	1,08	0,80	-0,28	0,0785
SPG 079	0,80	1,08	0,28	0,0782
SPG 053	0,62	0,61	-0,01	0,0000
SPG 083	0,81	0,82	0,01	0,0001
SPG 102	0,18	0,42	0,24	0,0563
SPG 104	1,30	0,38	-0,92	0,8376
SPG 069	0,37	1,18	0,81	0,6594
SPG 077	0,44	1,14	0,70	0,4924
SPG 090	0,43	0,31	-0,12	0,0155
SPG 139	0,49	0,43	-0,06	0,0036
SPG 142	0,13	0,71	0,58	0,3365
SPG 116	0,76	0,51	-0,25	0,0622
SPG 012	0,30	0,43	0,13	0,0179
SPG 081	0,51	0,76	0,25	0,0634
SPG 089	0,30	0,27	-0,03	0,0010
SPG 093	1,38	1,09	-0,29	0,0826
SPG 099	1,12	1,26	0,14	0,0183
SPG 082	1,07	0,86	-0,21	0,0425

Lampiran 13. (Lanjutan)

Kode	Nilai Sesungguhnya	Nilai Prediksi	Galat	Kuadrat Galat
SPG 135	0,48	0,62	0,14	0,0196
SPG 110	0,62	0,48	-0,14	0,0195
Jumlah				4,1181

$$RMSE = \sqrt{\frac{4,1181}{35}} = 0,3430$$

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 14. Titik-titik kritis uji Kenormalan Kolmogorov Smirnov

Ukuran Sampel(n)	$\alpha = 0.01$	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.1$
1	0,995	0,975	0,95
2	0,929	0,842	0,776
3	0,829	0,708	0,636
4	0,734	0,624	0,565
5	0,669	0,563	0,509
6	0,617	0,519	0,468
7	0,576	0,483	0,436
8	0,542	0,454	0,410
9	0,513	0,43	0,387
10	0,489	0,409	0,369
11	0,468	0,391	0,352
12	0,449	0,375	0,338
13	0,432	0,361	0,325
14	0,418	0,349	0,314
15	0,404	0,338	0,304
16	0,392	0,327	0,295
17	0,381	0,318	0,286
18	0,371	0,309	0,279
19	0,361	0,301	0,271
20	0,352	0,294	0,265
21	0,344	0,287	0,259
22	0,337	0,281	0,253
23	0,330	0,275	0,247
24	0,323	0,269	0,242
25	0,317	0,264	0,238
26	0,311	0,259	0,233
27	0,305	0,254	0,229
28	0,300	0,250	0,225
29	0,295	0,246	0,221
30	0,290	0,242	0,218
31	0,285	0,238	0,214
32	0,281	0,234	0,211
33	0,277	0,231	0,208

Lampiran 14. (Lanjutan)

Ukuran Sampel(n)	$\alpha = 0,01$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,10$
34	0,273	0,227	0,205
35	0,269	0,224	0,202
36	0,265	0,221	0,199
37	0,262	0,218	0,196
38	0,258	0,215	0,194
39	0,255	0,213	0,191
40	0,252	0,21	0,181
Aproksimasi untuk $n > 40$	$\frac{1,63}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,36}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,22}{\sqrt{n}}$

