BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Produk Domestik Regional Bruto (PDRB)

Pengertian dari pertumbuhan ekonomi menurut (Arsyad, 1997:10-11) adalah peningkatan nilai dari *Gross Domestic Product* (GDP) dan *Gross National Product* (GNP) tanpa melihat besar atau kecilnya kenaikan dari tingkat pertumbuhan penduduk dan tanpa melihat terjadi atau tidaknya perubahan pada struktur perekonomian.

Menurut (Dewi et al., 2015), nilai pasar yang dikeluarkan oleh Negara secara total baik nilai pasar semua barang jadi maupun jasa akhir yang diproduksi selama periode waktu tertentu disebut dengan PDB (Produk Domestik Bruto). Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) merupakan salah satu indikator di bidang perekonomian yang berfungsi untuk mengukur tingkat kegiatan perekonomian disuatu wilayah tertentu. (Nofitasari et al., 2018).

Perolehan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) adalah melalui penjumlahan komponen-komponen pendapatan (upah dan gaji tenaga kerja, bunga, sewa tanah dan keuntungan), penyusutan dan pajak tidak langsung yang terdapat pada masing-masing sektor (Dewi et al., 2015). PDRB atas harga berlaku merupakan hasil dari penjumlahan nilai tambah barang dan jasa dihitung berdasarkan harga yang berlaku pada setiap tahun, sedangkan untuk PDRB atas harga konstan merupakan penjumlahan dari nilai tambah barang dan jasa yang dihitung berdasarkan harga yang

http://repository.unimus.ac.id

berlaku pada satu tahun tertentu yang memiliki peran sebagai tahun dasar (BPS, 2018).

Menurut BPS (2018) untuk menghitung nilai dari PDRB terdapat tiga pendekatan yang dapat digunakan yaitu :

1. Pendekatan Produksi, PDRB merupakan penghitumgan dari nilai tambah atas barang dan jasa yang dihasilkan oleh berbagai unit produksi yang dijumlahkan disuatu wilayah dan pada waktu tertentu.
2. Pendekatan Pendapatan, PDRB merupakan penghitungan dari faktor-faktor produksi yang menerima jumlah balas jasa dalam suatu proses produksi di suatu wilayah dan pada waktu tertentu.
3. Pendekatan Pengeluaran, PDRB merupakan seluruh komponen permintaan akhir yang mencakup pengeluaran konsumsi rumah tangga dan lembaga swasta, konsumsi pemerintah, pembentukan modal tetap domestik bruto, perubahan inventori, ekspor neto.

Terdapat beberapa kategori Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) menurut lapangan usaha dalam publikasi BPS tahun 2018 yaitu :

1. Kategori A : Pertanian, Kehutanan dan Perikanan
2. Kategori B : Pertambangan dan Penggalian
3. Kategori C : Industri Pengolahan
4. Kategori D : Pengadaan Listrik dan Gas

http://repository.unimus.ac.id

5. Kategori E : Pengadaan Air, Pengelolaan Sampah Limbah dan Daur Ulang
6. Kategori F : Konstruksi
7. Kategori G : Perdagangan Besar dan Eceran, Reparasi Mobil dan Sepeda Motor
8. Kategori H : Transportasi dan Perdagangan
9. Kategori I : Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum
10. Kategori J : Informasi dan Komunikasi
11. Kategori K : Jasa Keuangan dan Asuransi
12. Kategori L : Real Estat
13. Kategori M,N : Jasa Perusahaan
14. Kategori O : Administrasi Pemerintahan Pertahanan dan Jaminan Sosial Wajib
15. Kategori P : Jasa Pendidikan
16. Kategori Q : Jasa Kesehatan dan Kegiatan
17. Kategori R,S : Jasa Lainnya
18. Kategori T,U : Jasa Lainnya

2.2 Tenaga Kerja

Penduduk yang berada dalam usia kerja yaitu dengan usia kerja 15 tahun atau lebih yang mempunyai kesiapan melakukan suatu pekerjaan merupakan pengertian tenaga kerja menurut (Zenda et al., 2017). Siap dalam melakukan suatu pekerjaan

http://repository.unimus.ac.id

antara lain yaitu orang yang sudah bekerja, sedang mencari pekerjaan, bersekolah dan mengurus rumah tangga (Zenda et al., 2017).

Pengertian tenaga kerja yang terdapat pada Undang-undang RI No. 13 Tahun 2003, Tenaga kerja adalah setiap orang yang mampu melakukan pekerjaan guna menghasilkan barang atau jasa untuk memenuhi kebutuhan sendiri atau kebutuhan masyarakat. Menurut (Zenda et al., 2017), dapat disimpulkan bahwa penduduk yang bersedia dan sanggup untuk bekerja baik itu yang menganggur akibat terbatasnya lapangan pekerjaan.

2.3 Upah Riil

Upah merupakan penghasilan seseorang yang menjadi sumber utama untuk melangsungkan dan memenuhi kebutuhan hidup baik itu untuk diri sendiri maupun untuk keluarganya (Budijanto, 2017). Kebutuhan yang dipenuhi tersebut merupakan Kebutuhan Hidup Minimum atau biasa disebut dengan Kebutuhan Fisik Minimum (KFM) yang merupakan sebuah tanggung jawab bagi semua pihak baik itu pemerintah, masyarakat, pengusaha dan tenaga kerja sendiri melalui pekerjaan yang sedang dilakukan (Budijanto, 2017).

Menurut ketentuan Pasal 1 ayat (1) Peraturan Menteri Tenaga Kerja Nomor Per-01/Men/1999 mengenai upah minimum yang memiliki pengertian upah yang diberikan dalam jangka satu bulan atau upah bulanan terendah yang terdiri dari upah pokok termasuk juga tunjangan tetap. Upah minimum tersebut dalam jangkauan wilayah meliputi Upah Minimum Provinsi (UMP) dan Upah Minimum Kabupaten

http://repository.unimus.ac.id

(UMK) (Sari, 2016). Penetapan upah minimum baik tingkat provinsi maupun tingkat kabupaten masing-masing wilayah di Indonesia mempunyai perbedaan dikarenakan adanya tingkat kemampuan, sifat, jenis pekerjaan serta kondisi setiap wilayah yang tidak sama (Sari, 2016).

2.4 Analisis Regresi

Analisis regresi adalah suatu model persamaan matematis yang didalamnya terdapat hubungan fungsional antar variabel-variabel. Analisis regresi dibagi menjadi dua yaitu analisis regresi linier sederhana dan analisis regresi linier berganda (Pratomo & Astuti, 2014).

2.4.1 Analisis Regresi Linier Sederhana

Analisis ini digunakan untuk mendapatkan hubungan matematis dalam bentuk suatu persamaan antara variabel dependen dengan variabel independen tunggal (Hijriani et al., 2016). Persamaan regresi linier sederhana yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$y = \alpha + \mathrm{b}x \tag{2.1}$$

dengan :

y = Subyek dalam variabel dependen yang diprediksikan

x = Subyek pada variabel independen yang mempunyai nilai tertentu.

α = Parameter intercept

b = Parameter koefisien regresi variabel bebas

Kemungkinan yang terjadi apabila menggunakan metode regresi linier sederhana adalah apabila nilai koefisien korelasi tinggi, maka nilai b juga besar, sebaliknya bila koefisien korelasi negatif maka nilai b juga negatif, dan sebaliknya bila koefisien korelasi positif maka nilai b juga positif (Hijriani et al., 2016).

2.4.2 Analisis Regresi Linier Berganda

Analisis regresi linier berganda adalah suatu analis yang memiliki jumlah variabel independen lebih dari satu (Mona et al., 2015). Fungsi dari analisis regresi linier berganda adalah untuk memprediksi berubahnya nilai variabel dependen apabila nilai dari beberapa variabel independen berubah (Ndruru et al., 2014). Rumus yang digunakan pada analisis regresi linier berganda adalah sebagi berikut :

$$\hat{y} = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \ldots + \alpha_k x_k \quad (2.2)$$

dimana :

$\hat{y}$	=	variabel tidak bebas (dependen)
$\alpha 0 , \ldots , \alpha k$	=	koefisien regresi
$x 1 , \ldots , x k$	=	variabel bebas (independen)

Koefisien-koefisien $\alpha 0$, … , αk dapat dihitung dengan menggunakan persamaan :

$$\sum y_1 = \alpha_0 n + \alpha_1 \sum x_{1i} + \alpha_2 \sum x_{2i} + \ldots + \alpha_k \sum x_{ki}$$

$$\sum x_{1i} y_i = \alpha_0 \sum x_{1i} + \alpha_1 (\sum x_{1i})^2 + \alpha_2 \sum x_{1i} x_{2i} + \cdots + \alpha_k \sum x_{1i} x_{ki}$$

$$\vdots$$

$$\sum x_{ki} y_i = \alpha_0 \sum x_{ki} + \alpha_1 \sum x_{1i} x_{ki} + \alpha 2 \sum x_{2i} x_{ki} + \ldots + \alpha_k \sum (x_{ki})^3 \quad (2.3)$$

http://repository.unimus.ac.id

Tujuan dari analisis regresi linier adalah untuk mengukur intensitas hubungan antara dua variabel atau lebih yang menghasilkan suatu prediksi atau perkiraan nilai Y dan nilai X (Azwary, 2014).

2.5 *Seemingly Unrelated Regression* (SUR)

Model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) adalah model yang pertama kali diperkenalkan oleh Arnold Zellner pada tahun 1962. Model tersebut merupakan pengembangan dari model regresi linier. Menurut Zellner (1962), terdapat beberapa persamaan dari model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR). Variabel-variabel dalam model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) tidak mempunyai sifat dua arah tetapi terjadi korelasi galat antar persamaan tersebut yang dikenal dengan korelasi kesebayaan (*contemporaneous correlation*). Oleh sebab itu, kelebihan dari sistem persamaan SUR adalah dapat mengakomodasikan adanya korelasi antara *error* suatu persamaan dengan *error* persamaan lain.

Beberapa sistem persamaan yang terdapat dalam model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) adalah tidak mempunyai hubungan atau disebut dengan *unrelated* (Anisa, 2016). Hal tersebut mengartikan bahwa beberapa persamaan regresi dari variabel independen dan variabel dependen dalam suatu sistem persamaan dapat diselesaikan dengan satu set persamaan saja (Anisa, 2016). Untuk mendapatkan parameter yang efesien, digunakan metode *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) dari beberapa persamaan-persamaan regresi yang berbeda (Widyaningsih, 2014).

http://repository.unimus.ac.id

Beberapa model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) untuk ***M*** persamaan menurut Kmenta (1971) yang dikutip oleh (Adiatma, 2015) persamaan dapat ditulis sebagai berikut :

$$Y_{1i} = \beta_{10} + \beta_{11}X_{1i,1} + \ldots + \beta_{1K_1}X_{1i,K_1} + e_{1i}$$

$$Y_{2i} = \beta_{20} + \beta_{21}X_{2i,1} + \ldots + \beta_{2K_2}X_{2i,K_2} + e_{2i}$$

$$\vdots$$

$$Y_{MN} = \beta_{M0} + \beta_{M1}X_{Mi,1} + \ldots + \beta_{MK_M}X_{Mi,K_M} + e_{Mi} \qquad (2.4)$$

Dimana : i = 1,2,…,N. Persamaan tersebut apabila disajikan dengan menggunakan notasi matriks, maka akan memperoleh persamaan berikut :

$$Y^* = X^*\beta^* + e^* \qquad (2.5)$$

dimana :

$$Y^* = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_M \end{bmatrix}, X^* = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & X_M \end{bmatrix} \beta^* = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_M \end{bmatrix}, e^* = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_1 \\ \vdots \\ Y_M \end{bmatrix}$$

Keterangan :

Y^* = Vektor berukuran (MN × 1)

X^* = Matrik berukuran (MN × $\sum_{m=1}^{M} Km$)

β^* = Vektor berukuran ($\sum_{m=1}^{M} Km$ × 1)

e^* = Vektor berukuran (MN × 1)

2.5.1 Korelasi Kesebayaan (*contemporaneous correlation*)

Menurut penelitian dari Dufour (2002) korelasi kesebayaan (*contemporaneous correlation*) adalah sebuah nilai yang berasal dari pengukuran

http://repository.unimus.ac.id

hubungan yang terjadi antara galat dari ***M*** persamaan yang berbeda dalam waktu yang sama. Pengujian menggunakan SUR dapat dilakukan apabila terdapat galat antara beberapa persamaan yang berbeda memiliki korelasi yang disebut dengan korelasi kesebayaan (*contemporaneous correlation*) antara komponen ε_i. Korelasi Kesebayaan dapat diuji dengan menggunakan statistic uji *lagrange multiplier*.

Pengujian hipotesisnya adalah sebagai berikut :

H_0 : Tidak terdapat korelasi kesebayaan (*contemporaneous correlation*)

H_1 : Terdapat korelasi kesebayaan (*contemporaneous correlation*)

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\lambda = n \sum_{i=2}^{M} \sum_{j=1}^{i-1} R^2 ij \tag{2.6}$$

dengan

n = Jumlah observasi

m = Banyaknya Persamaan Regresi

$R^2 ij$ = Korelasi antar persamaan ke-I dan persamaan ke-j

Tolak H_0 jika $\lambda > \chi^2\ (df = m(m-1))$ dimana m adalah jumlah persamaan dan gagal tolak H_0 jika $< \chi^2\ (df = m(m-1))$.

2.6 Model Regresi Spasial

Regresi spasial merupakan suatu metode yang mempunyai fungsi untuk memodelkan suatu data yang memiliki unsur spasial dengan cara menghitung

http://repository.unimus.ac.id

ketergantungan antara pengamatan yang satu dengan pengamatan yang lain (Fatati dkk, 2017). Terdapat dua efek spasial dari model regresi spasial yaitu spatial dependence dan spatial heterogenity (Anselin, 1988). Menurut Anselin (1988), secara umum model regresi spasial sebagai berikut:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + u \tag{2.7}$$

$$u = \lambda W_2 u + \varepsilon \tag{2.8}$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_N)$$

Keterangan :

y = Vector variabel respon berukuran (N x 1)

X = Matriks variabel prediktor berukuran (N x (M+1)

β = Vector parameter koefisien regresi berukuran ((M+1) x N)

ρ = Parameter koefisien *spasial lag* variabel prediktor

λ = Parameter koefisien spasial pada galat

u = Vektor galat persamaan (1) berukuran (N x 1)

ε = Vektor galat persamaan (2) berukuran (N x 1) yang bersifat identik independen dan berdistribusi normal

$W_1 W_2$ = Matriks pembobot berukuran (N x N)

I = Matriks identitas berukuran (N x N)

Dari bentuk umum regresi spasial, ada beberapa model yang bisa dibentuk pada data *cross-section*, yaitu:

1. Apabila $\rho = 0$ dan $\lambda = 0$ maka persamaan menjadi seperti berikut :

$$y = X\beta + \varepsilon \tag{2.9}$$

http://repository.unimus.ac.id

Keterangan :

y = Vector variabel respon berukuran (N x 1)

X = Matriks variabel prediktor berukuran (N x (M+1)

β = Vector parameter koefisien regresi berukuran ((M+1) x N)

ε = Vektor galat persamaan (2) berukuran (N x 1) yang bersifat identik independen dan berdistribusi normal

Persamaan diatas disebut dengan model regresi linier sederhana karena mengabaikan efek spasial baik pada variabel dependen maupun *error*.

2. Apabila $\rho \neq 0$ dan $\lambda = 0$ maka akan membentuk persamaan seperti berikut :

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon$$

$$y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1}\varepsilon \qquad (2.10)$$

Keterangan :

y = Vector variabel respon berukuran (N x 1)

X = Matriks variabel prediktor berukuran (N x (M+1)

β = Vector parameter koefisien regresi berukuran ((M+1) x N)

ρ = Parameter koefisien spasial lag variabel prediktor

ε = Vektor galat persamaan (2) berukuran (N x 1) yang bersifat identik independen dan berdistribusi normal

W_1 = Matriks pembobot berukuran (N x N)

I_N = Matriks identitas berukuran (N x N)

Persamaan diatas disebut dengan *Spatial Autoregressive Model* (SAR) disebabkan adanya dependensi antar lokasi pengamatan pada variabel dependen.

http://repository.unimus.ac.id

3. Apabila $\rho = 0$ dan $\lambda \neq 0$ maka akan membentuk persamaan seperti berikut :

$$y = X\beta + u, \text{ dimana } u = \lambda W_2 u + \varepsilon$$

$$y = X\beta + (I_N - \lambda W_2 u)^{-1}\varepsilon \tag{2.11}$$

Keterangan :

y = Vector variabel respon berukuran (N x 1)

X = Matriks variabel prediktor berukuran (N x (M+1)

β = Vector parameter koefisien regresi berukuran ((M+1) x N)

λ = Parameter koefisien spasial pada galat

u = Vektor galat persamaan (1) berukuran (N x 1)

ε = Vektor galat persamaan (2) berukuran (N x 1) yang bersifat identik independen dan berdistribusi normal

W_2 = Matriks pembobot berukuran (N x N)

I_N = Matriks identitas berukuran (N x N)

Persamaan diatas disebut dengan *Spatial Error Model* (SEM), terjadi disebabkan dependensi antar lokasi pengamatan pada nilai *error*.

4. Apabila $\rho \neq 0$ dan $\lambda \neq 0$ maka akan membentuk persamaan seperti berikut :

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon, \text{ dimana } u = \lambda W_2 u + \varepsilon$$

$$y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1} u$$

$$y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1}(I_N - \lambda W_2 u)^{-1} \varepsilon \tag{2.12}$$

Keterangan :

y = Vector variabel respon berukuran (N x 1)

X = Matriks variabel prediktor berukuran (N x (M+1)

http://repository.unimus.ac.id

β = Vector parameter koefisien regresi berukuran ((M+1) x N)

ρ = Parameter koefisien *spasial lag* variabel prediktor

λ = Parameter koefisien spasial pada galat

u = Vektor galat persamaan (1) berukuran (N x 1)

ε = Vektor galat persamaan (2) berukuran (N x 1) yang bersifat identik independen dan berdistribusi normal

W_1W_2 = Matriks pembobot berukuran (N x N)

I = Matriks identitas berukuran (N x N)

Persamaan diatas disebut dengan *Spatial Autocorrelation Model* (SAC) yaitu model gabungan antara model SAR dan SEM. *Spatial Autocorrelation Model* (SAC) terjadi karema terdapat dependensi baik pada variabel dependen maupun *error*.

2.6.1 Dependensi Spasial

Dependensi spasial terjadi akibat adanya ketergantungan antar lokasi dalam suatu data pada wilayah tertentu (Dewi, 2016). *Spatial dependence* muncul berdasarkan hokum Tobler pada tahun 1972 yang dikutip oleh (Joo et al., 2017) yaitu segala sesuatu saling berhubungan dengan hal yang lain tetapi sesuatu yang lebih dekat mempunyai pengaruh yang besar. Menurut Anselin (1988) dependensi spasial adalah adanya hubungan fungsional antara apa yang terjadi dalam satu wilayah dengan wilayah lain. Untuk mendapatkan nilai dependensi spasial dihitung dengan menggunakan Indeks *Moran's I* dan *Lagrange Multiplier* (LM).

http://repository.unimus.ac.id

2.6.1.1 *Moran's I*

Nilai dari indeks *Moran's I* merupakan nilai yang digunakan untuk melihat adanya autokorelasi spasial. Nilai tersebut digunakan juga untuk mengidentifikasi suatu lokasi dari pengelompokan spasial atau autokorelasi spasial. Pengertian dari autokorelasi spasial itu sendiri adalah korelasi antara variabel dengan dirinya sendiri berdasarkan ruang (Kartika, 2007). Nilai indeks *Moran's I* dapat diselesaikan dengan rumus berikut :

$$I = \frac{\varepsilon^{T} W \varepsilon}{\varepsilon^{T} \varepsilon} \tag{2.13}$$

dengan :

I = Indeks *Moran's I*

ε = Vektor error yang diperoleh dengan metode (*Ordinary Least* Square) OLS berukuran (N × 1)

W = Matrik pembobot spasial yang telah distandarkan berukuran (N × N)

Matrik pembobot yang belum distandarkan dapat menggunakan indeks *Moran's I* dengan rumus sebagai berikut :

$$\boldsymbol{I} = \frac{N}{S} \frac{\varepsilon^{T} W \varepsilon}{\varepsilon^{T} \varepsilon} \tag{2.14}$$

dengan

N = Banyaknya pengamatan

S = Faktor standarisasi yang merupakan jumlah dari seluruh elemen matrik pembobot yang belum distandarkan.

http://repository.unimus.ac.id

Besarnya dependensi spasial *(I_j)* yang signifikan pada suatu data dapat dilihat dengan pengujian indes *Moran's I*. Pengujian hipotesisnya adalah sebagai berikut :

H_0 : $I_j = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial)

H_1 : $I_j \neq 0$ (terdapat dependensi spasial)

Statistik uji yang digunakan pada indeks *Moran'I* menurut Cliff dan Ord (1981) yang dikutip dari penelitian Dewi (2016) adalah sebagai berikut :

$$Z(Ij) = \frac{[Ij - E(Ij)]}{var(Ij)^{1/2}} \sim N(0,1) \tag{2.15}$$

dengan

$$E(I_j) = tr(MW)/(N - (M + 1)) \tag{2.16}$$

$$var(I_j) = tr(MWMW^T) + \frac{tr(MW^2)}{d} - E(I_j)^2 \tag{2.17}$$

$$M = I_N - X(X^T X)^{-1} X^T \tag{2.18}$$

$$d = (N - (N + 1))(N - (M + 1) + 2) \tag{2.19}$$

Matriks pembobot yang belum distandarisasi, maka $E(I_j)$ dan $var(Ij)^{1/2}$ diperoleh dengan rumus sebagai berikut :

$$E(I_j) = \left(\frac{N}{S}\right) tr(MW)/(N - (M + 1)) \tag{2.20}$$

$$var(I_j) = \left(\frac{N}{S}\right) tr(MWMW^T) + \frac{tr(MW^2)}{d} - E(I_j)^2 \tag{2.21}$$

dimana j = 1,2,…,m, dengan nilai m adalah banyaknya persamaan regresi yang terbentuk.

http://repository.unimus.ac.id

Tolak H0 jika $Z > Z_{\alpha/2}$ atau tolak H0 jika nilai p-value < α. Besarnya nilai dari indeks *Moran's I* antara -1 sampai dengan 1. Jika $I_j > E(I_j)$ maka autokorelasi positif terjadi pada data dan jika $I_j < E(I_j)$ maka data memiliki autokorelasi negatif.

2.6.1.2 Uji *Lagrange Multiplier* (LM)

Pemilihan model regresi spasial yang sesuai dapat menggunakan uji *Lagrange multiplier* (LeSage, 2008). Pengujian pertama adalah melakukan pemodelan regresi dengan *Ordinary Least Square* (OLS). Tahapan selanjutnya adalah mengidentifikasi aspek spasial dengan uji LM, untuk mengetahui apakah LM_{SEM}, LM_{SLM}, atau LM_{SARMA} yang signifikan.

Berikut adalah pengujian *lagrange multiplier lag* (LM_{SLM}) dengan menggunakan perumusan hipotesis seperti dibawah ini :

H0 : $\rho = 0$ (tidak terdapat dependensi spasial lag)

H1 : $\rho \neq 0$ (terdapat dependensi spasial lag)

Statistik uji yang digunakan pada adalah sebagai berikut :

$$LM_{SLM:}LM = \frac{(\frac{\varepsilon^T W_1 y}{\sigma^2})^2}{((W_1 X\beta)^T M (W_1 X\beta) T S^2)} \quad (2.22)$$

dimana :

M $= I - X(X^T X)^{-1} X^T$

T $= tr[(W_1 + {W_1}^T) W_1]$

S^2 $= \frac{\varepsilon^T \varepsilon}{n}$

http://repository.unimus.ac.id

Kriteria dalam pengujiannya adalah sebagai berikut :

H0 ditolak jika $LM_{SLM} > \chi^2{}_{(\alpha,1)}$ atau $p - value < \alpha$ dengan matriks W_1 adalah matriks pembobot pada persamaan (2.7)

Uji *Lagrange Multiplier* untuk mengidentifikasi model SEM. Berikut adalah pengujian *lagrange multiplier error* (LM_{SEM}) dengan menggunakan perumusan hipotesis seperti dibawah ini :

H0 : λ = 0 (tidak terdapat dependensi spasial error)

H1 : $\lambda \neq 0$ (terdapat dependensi spasial *error*)

Statistik uji yang digunakan pada adalah sebagai berikut :

$$LM_{SEM}{:}LM = \left(\frac{1}{T}\right)\left(\frac{\varepsilon^T W_2 y}{\sigma^2}\right)^2 \sim \chi^2 \qquad (2.23)$$

dimana matriks W_2 adalah matriks pembobot pada persamaan (2.8)

T = $tr[(W_2 + W_2{}^T) * W_2]$

σ^2 = $\frac{\varepsilon^T \varepsilon}{n}$

Kriteria dalam pengujiannya adalah sebagai berikut :

H0 ditolak jika $LM_{SEM} > \chi^2{}_{(\alpha,1)}$ atau $p - value < \alpha.$

2.6.2 Heterogenitas Spasial

Terdapat beberapa bukti mengenai adanya ketidakseragaman efek spasial di berbagai kasus (Anselin, 1988). Ketidakseragaman tersebut disebabkan karena beberapa faktor yaitu seperti adanya daerah maju dan tertinggal serta cepatnya pertumbuhan ekonomi di daerah perkotaan. Uji heterogenitas spasial adalah uji yang menunjukkan adanya keragaman antar lokasi (Munikah et al., 2014). Jadi setiap lokasi mempunyai struktur dan parameter hubungan yang berbeda (Majid et al., 2015). Heterogenitas Spasial dapat diuji dengan menggunakan uji *Breusch-Pagan* yang mempunyai hipotesis sebagai berikut :

H_0 : Terdapat homogenitas spasial

H_1 : Terdapat heterogenitas spasial

Nilai Uji *Breusch-Pagan*

$$BP = \frac{1}{2} f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim X_p^2 \tag{2.24}$$

dengan elemen vector f adalah sebagai berikut :

$$f_i = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1 \right) \tag{2.25}$$

dimana :

e_i^2 = Galat untuk observasi ke-i

Z = Matriks berukuran n x (p+1) yang berisi vector yang sudah distandarkan (z) untuk setiap observasi

Pengambilan keputusan H_0 ditolak jika BP > $X_{\alpha,1}^2$

2.6.3 Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial (*weight matrix*) dapat disusun berdasarkan beberapa cara seperti dengan menggunakan jarak kedekatan, persinggungan wilayah, ataupun penggabungan keduanya (Prasetyo, 2015). Pembobot spasial yang disusun berdasarkan persinggungan wilayah atau persinggungan antara satu lokasi dengan

http://repository.unimus.ac.id

lokasi yang lain disebut pembobot spasial *contiguity* dengan menunjukkan ada atau tidaknya persinggungan batas wilayah (Hacinamiento & El, 2014).

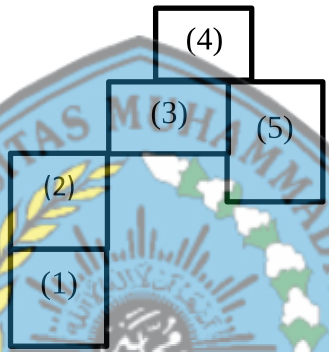
Menurut penjelasan (LeSage, 1999) ada beberapa metode yang dapat digunakan dalam menentukan matriks pembobot spasial (W) menggunakan hubungan persinggungan (*contiguity*) antara satu lokasi dengan lokasi yang lain, diantaranya adalah sebagai berikut :

a. *Linear contiguity* (persinggungan tepi) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ yaitu untuk lokasi yang letaknya di tepi (*edge*) baik sisi kiri maupun sisi kanan lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi yang lainnya.
b. *Rook contiguity* (persinggungan sisi) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ untuk lokasi yang bersisian (*common side*) dengan lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi yang lainnya.
c. *Bishop contiguity* (persinggungan sudut) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ untuk lokasi yang titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan sudur lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi yang lainnya.
d. *Double linear contiguity* (persinggungan dua tepi) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ untuk dua entity yang berada di sisi (*edge*) kiri dan kanan lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi yang lainnya.
e. *Double rook contiguity* (persinggungan dua sisi) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ untuk dua *entity* di kiri, kanan, utara dan selatan lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi lainnya.

http://repository.unimus.ac.id

f. *Queen contiguity* (persinggungan sisi-sudut) merupakan matrik pembobot dengan $w_{ij} = 1$ untuk *entity* yang bersisian (*common side*) atau titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan lokasi yang menjadi perhatian, dan $w_{ij} = 0$ untuk lokasi lainnya.

Sebagai contoh kota 3 memiliki pembobot $w_{32} = 1$, $w_{34} = 1$, $w_{35} = 1$ dan baris lainnya pada matriks diberi nilai nol.



Gambar 2.1. Ilustrasi wilayah untuk Matriks Pembobot Spasial
(Sumber : Lesage (1999))

Matriks pembobot spasial berukuran 5 x 5 yang dihasilkan dengan metode *Queen Contiguity* pada gambar 2.1. sebagai berikut :

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 2.2. Matriks Pembobot Spasial

Matriks simetris dengan diagonal utama selalu 0 yang terdapat pada gambar 2.2. Matriks yang sudah terbentuk akan distandarisasi dan pada setiap baris hasil

http://repository.unimus.ac.id

penjumlahannya adalah 1. Berikut adalah matriks pembobot spasial yang sudah distandarisasi :

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.33 & 0 & 0.33 & 0.33 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 2.3. Matriks Pembobot Spasial Terstandarisasi

2.7 *Spasial Seeminglly Unrelated Regression* (S-SUR)

Pemodelan *Spatial-Seemingly Unrelated Regression* (S-SUR) pada dasarnya memiliki kesamaan spesifikasi dengan model SUR pada umumnya yang disertai dengan penambahan efek spasial dalam setiap persamaanya (Jesús, 2010). Karakteristik dari pendekatan ini adalah adanya heterogenitas yang terbatas, sehingga koefisien regresi diasumsikan sama untuk setiap individu.

Model SUR secara umum adalah sebuah model yang mempunyai struktur *autoregresif* yang terdapat pada persamaan utama maupun pada *error*-nya (Adiatma, 2015). Model pertama dari SUR spasial dengan struktur *autoregresif* nya terdapat hanya pada komponen *error*nya saja disebut dengan model SUR-SEM (*Seemingly Unrelated Regressin with Spatial Error Model*), model kedua dari SUR spasial adalah model yang struktur *autoregresif*nya terdapat hanya pada persamaan modelnya saja disebut dengan model SUR-SLM (*Seemingly Unrelated Regressin with Spatial Lag Model*), sedangkan model terakhir dari SUR spasial adalah model dengan struktur *autoregresif* yang terdapat pada komponen *error* dan persamaan

http://repository.unimus.ac.id

model disebut dengan model saja disebut dengan model SUR-SARAR (*Seemingly Unrelated Regressin with Spatial Autoregresif Autoregresif*).

2.7.1 Model SUR-SEM

Model SUR-SEM adalah bentuk pemngembangan dari model SUR yang mengakomodasikan adanya efek spasial yang terdapat pada model. Model SUR-SARAR merupakan model dengan struktur *autoregresif* nya hanya terdapat pada komponen *error*nya. Menurut Jesús et al. (2010) secara umum, model SUR-SEM dirumuskan sebagai berikut :

$$y_j = \beta X_j + u_j$$

$$Bu_J = \mathcal{E}_J, \qquad \mathcal{E} \sim N(\,0,\, \sigma^2 I\,) \tag{2.26}$$

Menurut (Jesús et al., 2010), estimasi parameter pada model SUR-SEM dilakukan dengan menggunakan pendekatan *maximum likelihood* (ML) . Fungsi $ln-$*likelihood* dari *error* persamaan (2.23) sebagai berikut :

$$ln\, L(y;\theta) = -\frac{MN}{2} ln\,(2\pi) - \frac{N}{2} ln\,|\Sigma| + \tag{2.27}$$

$$\sum_{j=1}^{m} ln\left|B_j\right| - \frac{(Ay-\beta X)^{\mathrm{T}} B^{\mathrm{T}} \Omega^{-1} B(Ay-\,\beta X)}{2}$$

dengan :

θ = {β,∑,λ_1,λ_2, … , ,λ_m} merupakan vector dari parameter

Ω^{-1} = $\Sigma^{-1} \otimes$ I

http://repository.unimus.ac.id

2.7.2 Model SUR-SLM

Model SUR-SEM (*Spatial error model*) adalah model dengan struktur *autoregresif* nya hanya terdapat pada persamaan utamanya dan model SUR-SLM dipilih pada saat nilai λ_j = 0. Menurut Jesús et al. (2010) secara umum, model SUR-SLM dirumuskan sebagai berikut :

$$Ay_J = \beta X_J + \varepsilon_J, \qquad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I) \tag{2.28}$$

dengan struktur komponen seperti yang telah dikemukakan pada pembahasan sebelumnya. Fungsi *ln-likelihood* dari *error* persamaan (2.23) sebagai berikut :

$$ln\, L(y;\theta) = -\frac{MN}{2} ln\,(2\pi) - \frac{N}{2} ln\,|\Sigma| + \sum_{j=1}^{m} ln|B_j| - \frac{(Ay - \beta X)^{\mathrm{T}} B^{\mathrm{T}} \Omega^{-1} B(Ay - \beta X)}{2} \tag{2.29}$$

dengan :

θ = {β,∑,λ_1,λ_2, … , ,λ_m} merupakan vektor dari parameter

Ω^{-1} = $\Sigma^{-1} \otimes$ I

2.7.3 Model SUR-SARAR

Model SUR-SARAR (*Spatial autoregresif autoregresif*) adalah model dengan struktur *autoregresif* nya terdapat pada persamaan utama dan komponen *error*nya. Menurut Jesús et al. (2010) secara umum, model SUR-SARAR dirumuskan sebagai berikut :

http://repository.unimus.ac.id

$$y = \rho_j W_1 y_j + \beta X_j + u_j \tag{2.30}$$

$$u_j = \lambda_j W_2 u_j + \varepsilon_j \tag{2.31}$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Persamaan (2.27) dapat juga dinyatakan sebagai berikut :

$$y = \rho_j W_1 y_j + \beta X_j + u_j$$

$$y - \rho_j W_1 y_j = \beta X_j + u_j$$

$$(I - \rho_j W_1) y_j = \beta X_j + u_j$$

$$A y_j = \beta X_j + u_j \quad ; \quad A = (I - \rho_j W_1) \tag{2.32}$$

Persamaan (2.28) dapat juga dinyatakan sebagai berikut :

$$u_j = \lambda_j W_2 u_j + \varepsilon_j$$

$$u_j - \lambda_j W_2 u_j = \varepsilon_j$$

$$(I - \lambda_j W_2)\, u_j = \varepsilon_j$$

$$B u_j = \varepsilon_j \quad ; \quad B = (I - \lambda_j W_2) \tag{2.33}$$

Persamaan (2.29) dan persamaan (2.30) dapat juga dinyatakan sebagai berikut :

$$A y_j = \beta X_j + u_j$$

$$B u_j = \varepsilon_j \quad ; \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I) \tag{2.34}$$

dengan struktur komponen seperti yang telah dikemukakan pada pembahasan sebelumnya. Fungsi $ln{-}likelihood$ dari error persamaan (2.31) sebagai berikut :

$$ln\, L(y;\theta) = -\frac{MN}{2} ln\,(2\pi) - \frac{N}{2} ln\,|\Sigma| + \tag{2.35}$$

$$\sum_{j=1}^{m} ln|A_j| + \sum_{j=1}^{m} ln|B_j| - \frac{(Ay-\beta X)^{\mathrm{T}} B^{\mathrm{T}} \Omega^{-1} B(Ay-\beta X)}{2}$$

dengan :

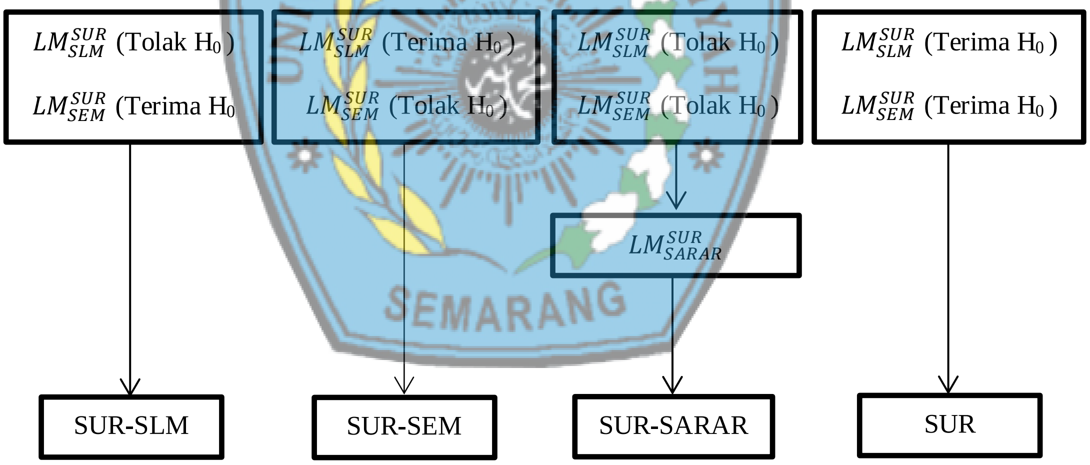
http://repository.unimus.ac.id

θ = {β,∑,ρ_1,ρ_2, … , ρ_m, λ_1,λ_2, … , ,λ_m} merupakan vektor dari parameter

Ω^{-1} = $\sum^{-1} \otimes$ I

2.8 Pengujian Efek Spasial pada Model SUR

Perbedaan dari ketiga model SUR spasial terletak pada efek spasialnya, yaitu apakah terdapat pada persamaan utama, ataukah terdapat pada *error*nya, atau terdapat pada keduanya yaitu persamaan utama dan *error*nya. Untuk mengetahui hal tersebut maka dilakukan pengujian terhadap model SUR spasial dengan menggunakan uji *Lagrange Multiplier* (LM) (Jesús et al., 2010). Prodedur dalam pengujian SUR spasial terdapat pada diagram berikut :



Gambar 2.4. Alur pengujian S-SUR

Pertama yang dilakukan dalam tahapan pengujian adalah melakukan uji untuk mengetahui efek spasial dengan uji *Lagrange Multiplier* (LM) untuk menentukan apakah model SUR-SLM atau model SUR-SEM.

http://repository.unimus.ac.id

2.8.1 Uji *Langange Multiplier* untuk SUR-SLM

Menurut (Jesús et al., 2010), uji *Langange Multiplier* untuk SUR-SLM (LM_{SLM}^{SUR}) adalah sebagai berikut :

Pengujian hipotesisnya adalah sebagai berikut :

H_0 : ρ = 0 (tidak terdapat efek spasial lag)

H_1 : $\rho \neq 0$ (terdapat efek spasial lag)

Statistik uji yang digunakan pada adalah sebagai berikut :

$$LM_{SLM}^{SUR} = g_{(\rho|H0)}^{T}[I_{\rho\rho} - I_{\rho\beta}I_{\beta\beta}^{-1}I_{\beta\rho}]^{-1}, g_{(\rho|H0)}^{T} \sim \chi^2(2\text{M}) \tag{2.36}$$

dengan :

$g_{(\rho|H0)}^{T} = \varepsilon^T[(\Sigma^{-1}E^{mm}) \otimes W]y$

dimana :

m = banyaknya persamaan (m = 1,2,…M)

Kriteria dalam pengujiannya adalah sebagai berikut :

Persamaan (2.33) asimtotik dengan distribusi χ^2(2M) sehingga H_0 ditolak jika $LM_{SLM}^{SUR} > \chi^2$(2M)

2.8.2 Uji *Langange Multiplier* untuk SUR-SEM

Menurut (Jesús et al., 2010), uji *Langange Multiplier* untuk SUR-SEM (LM_{SEM}^{SUR}) adalah sebagai berikut :

Pengujian hipotesisnya adalah sebagai berikut :

H_0 : λ = 0 (tidak terdapat efek spasial pada komponen *error*)

H_1 : $\lambda \neq 0$ (terdapat efek spasial pada komponen *error*)

http://repository.unimus.ac.id

Statistik uji yang digunakan pada adalah sebagai berikut :

$$LM_{SEM}^{SUR} = g_{(\lambda|H0)}^{T}[I_{\lambda\lambda}]^{-1}, g_{(\lambda|H0)}^{T} \sim \chi^2(2\text{M}) \tag{2.37}$$

Keterangan :

$g_{(\lambda|H0)}^{T} = \varepsilon^T[(\Sigma^{-1}E^{mm}) \otimes W]\varepsilon$

dimana :

ε = Vektor *error* model SUR tanpa efek spasial berukuran mn x 1

m = Banyaknya persamaan (m = 1,2,…M)

Kriteria dalam pengujiannya adalah sebagai berikut :

Persamaan (2.34) asimtotik dengan distribusi χ^2(2M) sehingga H_0 ditolak jika $LM_{SEM}^{SUR} > \chi^2$(2M).

2.8.3 Uji *Langange Multiplier* untuk SUR-SARAR

Menurut (Jesús et al., 2010), jika uji LM_{SLM}^{SUR} dan LM_{SEM}^{SUR} memperoleh hasil H_0 diterima, maka tidak terdapat efek spasial pada model SUR dan apabila pada uji LM_{SLM}^{SUR} dan LM_{SEM}^{SUR} H_0 ditolak maka pengujian dilanjutkan dengan LM_{SARAR}^{SUR}. Berikut adalah uji *Lagrange Multiplier* untuk LM_{SARAR}^{SUR} :

Pengujian hipotesisnya adalah sebagai berikut :

H_0: $\lambda = 0$ dan $\rho = 0$ (tidak terdapat efek spasial pada *lag* dan komponen *error*)

H_1: $\lambda \neq 0$ dan $\rho \neq 0$ (terdapat efek spasial pada *lag* dan komponen *error*)

Statistik uji yang digunakan pada adalah gabungan dari SUR-SEM dan SUR-SLM.

http://repository.unimus.ac.id

Kriteria dalam pengujiannya adalah sebagai berikut :

Persamaan yang terbentuk dari gabungan antara SUR-SEM dengan SUR-SLM asimtotik dengan distribusi χ^2(2M) sehingga H_0 ditolak jika $LM_{SARAR}^{SUR} >$ χ^2(2M). Penelitian hanya dibatasi sampai dengan pengujian SUR-SARAR menggunakan uji *Lagrange Multiplier Test*.

http://repository.unimus.ac.id

http://repository.unimus.ac.id