Model Linier Diperumum Untuk Memodelkan Durasi Curah Hujan Tinggi di Sulawesi Selatan

Ahmad Husain
Program Studi Satistika FST, Universsitas Patompo, Ahmadhusain.018@gmail.com

Isma Muthahharah
Program Studi Statistika FST, Universsitas Patompo

Amran
Program Studi Aktuaria, FMIPA, Universitas Hasanuddin

ABSTRAK, Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan durasi curah hujan tinggi di Sulawesi Selatan yang menjadi penyebab bencana hidrologi pada bulan Januari setiap tahunnya. Dalam penelitian ini, data iklim seperti curah hujan, kecepatan angin, kelembaban relatif, sinar matahari dan suhu udara di rekapitulasi dan di modelkan menggunakan model linier diperumum. Tujuannya adalah memprediksi variabel-variabel yang relevan mempengaruhi peningkatan durasi hujan dengan intensitas tinggi di Sulawesi Selatan. Pada proses estimasi parameter, model linier diperumum ditambahkan komponen acak berupa efek acak spasial dan estimasi menggunakan pendekatan *Bayesian*. Hasil analisis menghasilkan variabel iklim apa saja yang relevan memodelkan peningkatan hari hujan tinggi pada bulan Januari, serta jarak pengaruh variabel yang relevan tersebut.

***Kata Kunci**: Bayesian, curah hujan tinggi, efek spasial, metropolis hasting, model linier diperumum*

1. PENDAHULUAN

Curah hujan tinggi adalah fenomena meteorologi yang memiliki dampak signifikan terhadap lingkungan dan kehidupan sehari-hari [1]. Untuk wilayah Sulawesi Selatan, curah hujan tinggi sangat sering terjadi pada bulan Januari, dan seringkali disertai dengan banjir, tanah longsor, serta bencana alam lainnya. Sebagai contoh, fenomena curah hujan tinggi dengan durasi lama terjadi pada bulan Januari tahun 2019 mengakibatkan beberapa daerah di Sulawesi Selatan bagian selatan terjadi banjir bandang dan kejadian tanah longsor [2]. Oleh karena itu, pemodelan curah hujan menjadi sangat penting untuk membantu dalam mitigasi dan manajemen bencana hidrologi.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk memodelkan curah hujan tinggi adalah menggunakan model linier diperumum [3]. Model linier diperumum (MLD) adalah pemodelan statistik yang memungkinkan kita untuk mengidentifikasi hubungan linier antara variabel prediktor dan variabel respon [4]. Dalam konteks pemodelan curah hujan tinggi, variabel prediktor dapat meliputi faktor-faktor seperti sinar matahari, tekanan udara, kelembaban, kecepatan angin dan suhu udara.

Penelitian sebelumnya telah dilakukan pemodelan dengan menggunakan data curah hujan secara umum [5]. Pada penelitian ini, kami melakukan agregasi data curah hujan tinggi yang terjadi di bulan Januari periode tahun 2008 – 2014, sehingga objek kajian lebih dikhususkan ke durasi terjadinya curah hujan tinggi. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model untuk memprediksi durasi hari hujan tinggi di Sulawesi Selatan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam pemahaman dan mitigasi terhadap risiko curah hujan tinggi.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah model linier diperumum, dengan terlebih dahulu menambahkan efek acak spasial ke preditor linier sehingga model akan menjadi model linier diperumum dengan efek acak spasial (MLDES) [6]. Data curah hujan tinggi dan data cuaca seperti suhu udara, tekanan udara, kelembaban, dan kecepatan angin sebagai variabel prediktor akan dikumpulkan dari 78 titik pengambilan data di Sulawesi Selatan selama periode tahun 2008-2014 melalui satelit *European Centre for Medium-Range Weather Forecast* (ECMWF) dan *Global Satelite Mapping of Precipitation* (GSMAP). MLDES digunakan untuk menentukan hubungan linier antara variabel prediktor terhadap variabel respon berupa jumlah hari hujan kategori tinggi pada bulan Januari.

Diharapkan bahwa hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan yang berharga tentang faktor-faktor yang mempengaruhi curah hujan tinggi di Sulawesi Selatan. Selain itu, model linier diperumum yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat digunakan sebagai alat prediksi untuk memperkirakan durasi curah hujan tinggi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Model Linier Diperumum Dengan Efek Acak Spasial

Diberikan sebuah vektor $\boldsymbol{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ merupakan variabel respon berukuran $n \times 1$, dimana n adalah jumlah titik pengamatan dalam penelitian. Variabel $\boldsymbol{Y}$ merupakan variabel acak yang dapat berdistribusi *Gaussian*, *Poisson*, *Binomial* dan lainnya. Pada penelitian ini, kami mengasumsikan $\boldsymbol{Y}$ sebagai variabel yang berdistribusi *Poisson*, karena berasal dari data agregasi jumlah hari curah hujan tinggi pada bulan Januari.

$$f(y_i; \mu) = \begin{cases} \frac{\exp(-\mu)\mu^{y_i}}{y_i!} & , y_i = 0,1,2, \dots \\ 0 & , y_i \ lainnya \end{cases} . \quad (2.1)$$

Dimana $i = 1,2, \dots, n$. Diasumsikan bahwa variabel $\boldsymbol{Y}$ merupakan variabel yang terikat oleh variabel prediktor $\boldsymbol{X}$. Variabel prediktor $\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{x_1}, \boldsymbol{x_2}, \dots, \boldsymbol{x_p}\}$ merupakan matriks dari variabel prediktor yang berukuran $n \times p$ dengan parameter berupa vektor $\boldsymbol{\beta} = \left(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p\right)^T$. Pada penerapannya, komponen linier di MLDES akan menambahkan efek acak spasial $\boldsymbol{u}$ yang berdistribusi *gaussian* (normal) dengan rataan 0 dan variansi $\sigma^2 \boldsymbol{H}(\rho)$ [7]. Komponen linier dari MLDES diberikan sebagai berikut:

$$ln(\mu) = \boldsymbol{X}_i \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_i, \quad (2.2)$$

dimana $\boldsymbol{u}_i \sim N(\boldsymbol{0}, \sigma^2 \boldsymbol{H}(\rho))$. $\boldsymbol{H}(\rho)$ merupakan matriks korelasi *isotropic* antar titik pengamatan.

Estimasi Parameter

Terdapat beberapa cara untuk mengestimasi model linier dalam penerapannya. Salah satu metode klasik yang paling umum digunakan adalah metode maksimum *likelihood* [8]. Metode ini, memaksimumkan fungsi *likelihood* sehingga akan diperoleh parameter tunggal pada prosesnya. Pada penelitian ini, metode estimasi parameter menggunakan metode *Bayesian*. Estimasi *Bayesian* menghasilkan parameter yang berbentuk variabel acak yang memiliki distribusi tertentu, sehingga asumsi ketidakpastian di pertimbangkan dalam proses estimasi. Berbeda dengan metode maksimum *likelihood* yang hanya menggunakan fungsi likelihood, pada metode *Bayesian*, proses estimasi mempertimbangkan fungsi *likelihood* dan fungsi distribusi awal parameter (prior) yang disebut fungsi *posterior* [9].

Fungsi Likelihood

Fungsi *likelihood* merupakan fungsi yang merepresntasikan distribusi dari variabel respon, dimana dalam penelitian ini variabel $\boldsymbol{Y}$ yang merupakan agregarsi jumlah hari hujan kategori tinggi di bulan Januari berdistribusi *Poisson*. Distrbusi *Poisson* diberikan pada Persamaan (1), dimana fungsi *likelihood* sebagai berikut.

$$L(y_i|\mu) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i; \mu)$$
$$= \prod_{i=1}^{n} \frac{\exp(-\mu)\mu^{y_i}}{y_i!} = \exp(-\Sigma_{i=1}^{n}\mu) \frac{\mu^{\Sigma_{i=1}^{n} y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!},$$

dimana bentuk logaritma natural sebagai berikut.

$$\ln\big(L(y_i|\mu)\big) = \ln\left(\exp(-\Sigma_{i=1}^{n}\mu) \frac{\mu^{\Sigma_{i=1}^{n} y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}\right)$$
$$= \sum_{i=1}^{n}(-\mu + y_i \ln(\mu) - \ln(y!)) . \quad (2.3)$$

Diketahui bahwa komponen linear $\mu = \exp(\boldsymbol{X}_i \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_i)$ pada Persamaan (2) disubtitusi ke Persamaan (3) sehingga bentuk *likelihood* mensyaratkan parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan ρ.

$$\ln\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta}; \sigma^2; \rho)\big) = \sum_{i=1}^{n}\big(-\exp(\boldsymbol{X}_i \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_i) + y_i (\boldsymbol{X}_i \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_i) - \ln(y!)\big). \quad (2.4)$$

Fungsi Prior

Parameter $\boldsymbol{\beta}$, σ^2 dan ρ pada proses estimasi *Bayesian* merupakan suatu variabel acak yang memiliki distribusi tertentu. Pada penelitian ini ketiga parameter diasumsikan sebagai *non informative prior* dimana parameter $\boldsymbol{\beta}$ dan ρ mengikuti distribusi *uniform* ($\boldsymbol{\beta} \sim Uniform(a, b)$ dan $\rho \sim Uniform(a; b)$)

sedankgan σ^2 berdistribusi *Gamma* ($\sigma^2 \sim Gamma(c;d)$) [10]. Fungsi *densitas* kedua distribusi diberikan pada Persamaan (5) dan Persamaan (6).

$$\pi(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{b-a}, \qquad (2.5)$$

dimana $\boldsymbol{\theta}$ merupakan $\boldsymbol{\beta}$ atau ρ dan a merupakan batas minimum serta b merupakan batas maksimum.

$$\pi(\sigma^2|c;d) = \frac{1}{d^c\Gamma(c)}\sigma^{2(c-1)}\exp\left(-\frac{\sigma^2}{d}\right). \qquad (2.6)$$

Dimana parameter $c > 0, d > 0$ dan $\sigma^2 > 0$.

Fungsi *Posterior*

Fungsi posterior merupakan perkalian fungsi bersama *likelihood* dan prior dibagi dengan normalisasi perkalian fungsi bersama *likelihood* dan prior. Normalisasi dari perkalian fungsi bersama *likelihood* dan prior dapat dituliskan dengan mengintegralkan bentuk fungsi bersama *Likelihood* dan prior sehingga distribusi posterior dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2,\rho|y_i,\boldsymbol{X}_i) = \frac{\ln\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)\big)\,\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)}{\boldsymbol{C}(y_{\boldsymbol{i}})},$$

dimana

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{y}) = \iiint \ln\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)\big)\,\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma_u^2;\rho_u)\,d\boldsymbol{\beta}d\sigma^2 d\rho$$

atau dapat dapat di proporsionalkan menjadi:

$$\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2,\rho|y_i,\boldsymbol{X}_i) \propto \ln\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)\big)\,\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho). \qquad (2.7)$$

Bentuk distribusi posterior pada Persamaan (2.7) tersebut bersifat kompleks dan tidak dapat didekati secara numerik sehingga estimasi dilakukan secara iteratif menggunakan *Metropolis Hasting.* *Metropolis Hasting* merupakan bentuk iteratif sampling dari suatu distribusi proposal. Secara sederhana estimasi paramter model *Metropolis Hasting* dilakukan dengan membangkitkan sampel dari suatu distribusi proposal menggunakan mekanisme penerimaan dan penolakan [11].

Algoritma *Metropolis Hasting* merupakan salah satu metode dari *markoc chain monte carlo* (MCMC) yang menggunakan mekanisme penerimaan dan penolakan terhadap hasil iterasinya dengan menggunakan distribusi proposal. Adapun distribusi proposal merupakan distribusi pembangkitan kandidat sampel yang dijadikan acuan dalam penggerakan sampel. Dimana distribusi proposal yang digunakan $q\big(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\theta}_{j-1}\big) \sim N(\mu,\sigma)$. Misalkan $\boldsymbol{\theta}^* = \{\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho\}$, maka langkah-langah iteratif diberikan sebagai berikut.

Langkah 1: ambil nilai awal $\boldsymbol{\theta}^0$ untuk iterasi j=1.
Langkah 2: bangkitkan sampel acak e dari distribusi uniform $U[0,1]$
Langkah 3: tentukan penerimaan dan penolakan terhadap $\boldsymbol{\theta}$ yang diperoleh

- $e \le min\left(1, \frac{\ln\left(L(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{\theta}^*)\right)\pi(\boldsymbol{\theta}^*)}{\ln\left(L(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{\theta}^{j-1})\right)\pi(\boldsymbol{\theta}^*)}\right), \boldsymbol{\theta_j} = \boldsymbol{\theta}^*$
- $e > min\left(1, \frac{\ln\left(L(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{\theta}^*)\right)\pi(\boldsymbol{\theta}^*)}{\ln\left(L(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{\theta}^{j-1})\right)\pi(\boldsymbol{\theta}^*)}\right), \boldsymbol{\theta_j} = \boldsymbol{\theta_{j-1}}$

Langkah 4: Ulangi langkah 1-3 sampai dengan jumlah yang diinginkan. Dalam penelitian ini kami melakukan iterasi sebanyak 100.000 kali.

DEVIANCE INFORMATION CRITERIA

Model yang terbentuk terdiri atas 360 kombinasi dari 6 variabel prediktor. *Deviance information criteria* (DIC) merupakan salah satu metode untuk mengevaluasi perbandingan kombinasi model, dimana sangat sering digunakan jika prosedur estimasi parameter menggunakan pendekatan *Bayesian* [12].

$$DIC = -2\log\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)\big) + 2pDIC, \quad (2.8)$$

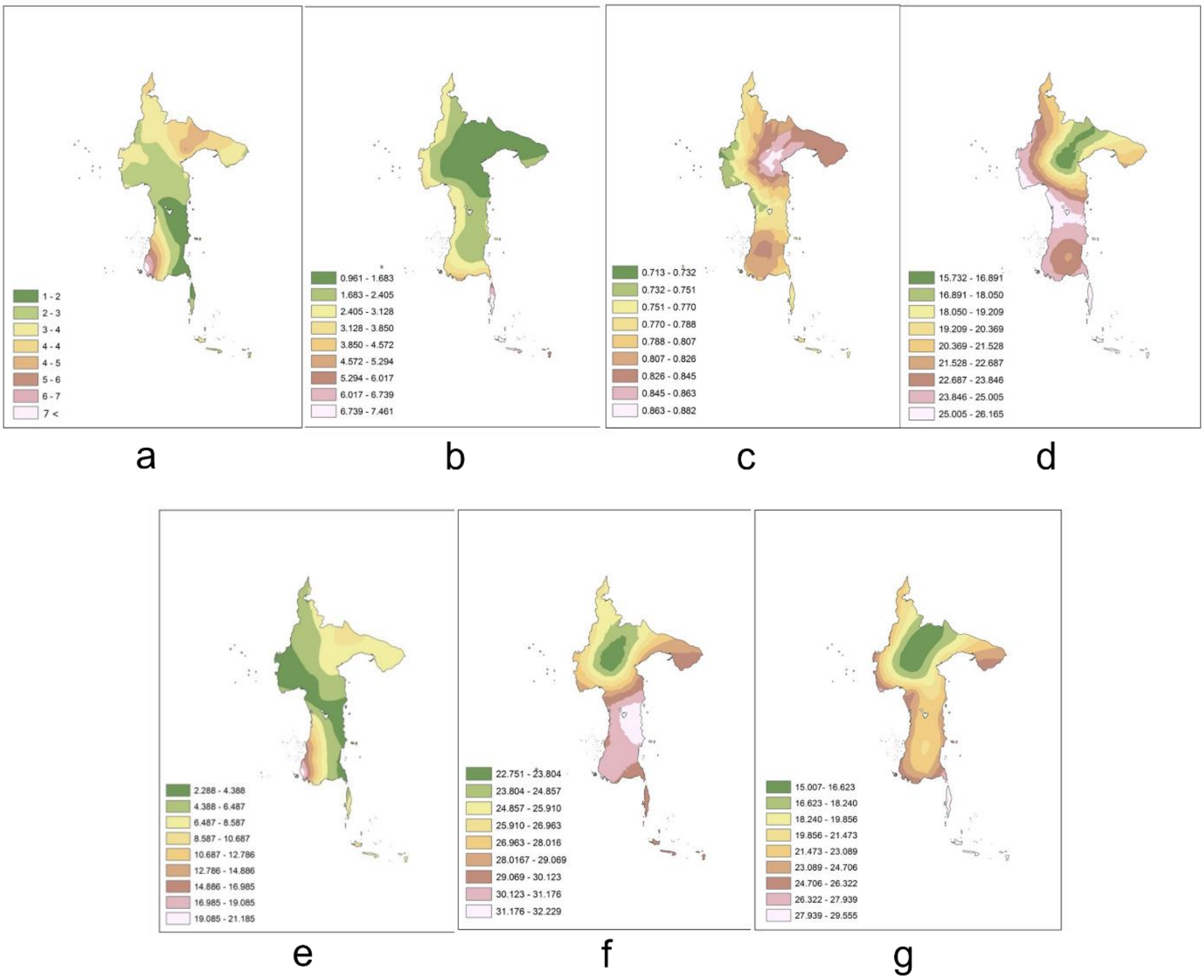
dimana $L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)$ merupakan fungsi *likelihood* MLDES yang diberikan pada Persamaan (4). Untuk

$$pDIC = 2\left(\log\big(L(y_i|\boldsymbol{\beta};\sigma^2;\rho)\big) - E_{post}\big(\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2,\rho|\boldsymbol{Y},\boldsymbol{X})\big)\right)$$

dimana $E_{post}\big(\pi(\boldsymbol{\beta};\sigma^2,\rho|\boldsymbol{Y},\boldsymbol{X})\big)$ merupakan nilai harapan untuk posterior.

3. METODOLOGI

Data iklim terdiri atas enam variabel prediktor dan satu variabel respon yang di rekapitulasi dari 78 titik lokasi pada periode rentang tahun 2008-2014. Kami memberikan perhatian khusus pada data curah hujan dengan melakukan agregasi jumlah hari hujan diatas persentil 75% yang terjadi pada bulan Januari (D75) sebagai variabel respon. Keseluruhan data iklim tersebut merupakan data kombinasi dari website https://www.ecmwf.int/ dan https://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMaP/.



Gambar 1. Data Iklim bulan Januari (2008-2014). (a) D75 (hari), (b) Kecepatan angin (km/jam), (c) Kelembaban relative (%), (d) Sinar matahari (jam), (e) Curah hujan (liter/m^2), (f) Suhu maksimum bulan November(^{o}C), (g) Suhu minimum bulan Desember (^{o}C)

Gambar 1 merupakan interpolasi data iklim. Berdasarkan kesamaan pola pada Gambar 1, diketahui bahwa D75 (a) memiliki beberapa kesamaan dengan kecepatan angin (b), sinar matahari (d), curah hujan (e) dan suhu udara minimum (g). Kesamaan pola tersebut mengindikasikan bahwa kejadian hujan dengan durasi tinggi dan lama (D75) di sebabkan oleh beberapa variabel iklim yang di amati dalam penelitian ini.

Lebih lanjut, MLDES merupakan salah satu metode untuk menyelidiki pengaruh variabel iklim terhadap variabel D75 yang berdistribusi *Poisson*. Keenam variabel iklim (b-g), kami pertimbangkan sebagai variabel prediktor dalam penelitian ini, dengan terlebih dahulu melakukan standarisasi data sehingga satuan data dapat disamakan. *Deviance information criteria* (DIC) merupakan alat ukur untuk mengetahui kombinasi variabel prediktor terbaik yang mempengaruhi variabel D75. Parameter pada MLDES di estimasi menggunakan metode *Bayesian* dengan pendekatan algoritma *Metropolis Hasting*, dimana kami menggunakan *function* spGLM pada package spBayes di R Studio [13].

4. HASIL ANALISIS

Uji Kesesuaian Data

Pra estimasi parameter, kami menyelidiki kesesuaian asumsi spasial dari data berdasarkan asumsi autokorelasi spasial dan heterogenitas beserta asumsi multikolinieritas pada variabel prediktor.

Uji Autokorelasi Spasial

Pengujain autokorelasi spasil bertujuan untuk menyelidiki kemiripan data antar lokasi yang berdekatan. Indeks *Moran* digunakan untuk menfidentifikasi adanya pengaruh spasial pada setiap wilayah pengamatan [14]. Untuk menarik kesimpulan, maka perlu menyelidiki nilai Indeks *Moran* (I) dan I_0 (Ekspektasi nilai indeks moran).

$$I = \frac{n\Sigma_{i=1}^{n}\Sigma_{j=1}^{n} w_{ij}(y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\Sigma_{i=1}^{n}\Sigma_{j=1}^{n} w_{ij}\, \Sigma_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}, \qquad (4.1)$$

dan $I_0 = -\frac{1}{n-1}$, dimana $w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right)$ dan b adalah parameter penghalus yang ditentukan dan d_{ij} merupakan jarak lokasi ke-i terhadap lokasi ke-j. Data disimpulkan terjadi autkorelasi spasial jika nilai $I > I_0$.

Berdasarkan hasil perhitungan, diketahui bahwa nilai indeks *Moran* variabel $\boldsymbol{Y}$ sebesar 1,003307 dan nilai $I_0 = -0{,}12987$. Diketahui bahwa $I > I_0$ sedemikian sehingga terdapat autokorelasi spasial antar setiap wilayah atau titik pengamatan. Hal ini mengindikasikan bahwa data terkait durasi curah hujan tinggi memiliki kaitan antar wilayah (autkorelasi spasial).

Uji Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial terjadi karena kondisi dari unit spasial dari wilayah pengatamatan bersifat beragam. Untuk MLDES, data yang di modelkan harus bersifat heterogen [14]. Pengujian dilakukan dengan menggunakan uji Breusch Pagan dengan hipotesis:

H_0 : tidak terdapat heterogenitas spasial

H_1 : terdapat heterogenitas spasial

Dari hasil pengujian pada aplikasi R Studio, diketahui bahwa p-value dari pengujian Breusch Pagan sebesar 0,0361 < 0,05 yang berarti tidak cukup bukti untuk menerima H_0 atau terdapat heterogenitas spasial dari data durasi curah hujan tinggi yang diamati.

Uji Multikolinieritas

Asumsi multikolinieritas merupakan asumsi independensi antar variabel prediktor. Pada pemodelan statisitika, model yang tidak bias adalah model yang tidak mengalami multikolinieritas [8]. Salah satu metode menyelidiki multikolinieritas adalah dengan melihat nilai *variance inlation factor* (VIF). Nilai VIF merupakan representasi dari ketergantungan suatu variabel prediktor di pengaruhi oleh variabel prediktor lainnya. Suatu variabel prediktor mengalami multikolinieritas jika nilai VIF lebih dari 10. Tabel 1 berikut merupakan ringkasan nilai VIF dari setiap variabel prediktor. Diketahui bahwa keenam variabel prediktor tidak mengalami multikoliniertas, dimana seluruh nilai VIF < 10.

Tabel 4.1 Nilai Tolerance dan VIF Variabel Prediktor

Variabel	**Toleran**	**VIF**
Kecepatan angin	0,905	1,1047
Kelembaban relatif	0,676	1,478
Sinar matahari	0,434	2,3048
Intensitas hujan	3,480	0,2873
Suhu maksimum	1,270	0,7871
Suhu minimum	0,654	1,527

Perbandingan Model

Terdapat 360 kemungkinan kombinasi hubungan variabel prediktor terhadap variabel D75. Estimasi parameter pada setiap kombinasi model di estimasi menggunakan pendekatan *Bayesian* yang telah di bahas pada bab tinajuan pustaka. Perbandingan dari 360 kemungkinan model, dievaluasi berdasarkan nilai DIC yang diberikan pada Tabel 2.

Dari 6 kombinasi model dengan DIC terendah, diketahui bahwa kombinasi variabel curah hujan dengan suhu minimum merupakan kombinasi terbaik dengan nilai sebesar -136,757 (paling rendah). Kombinasi terbaik tersebut, selanjutnya akan di interpretasikan lebih lanjut, untuk memahami karakteristik variabel D75.

Tabel 4.2 Nilai DIC dari Kombinasi Variabel Prediktor

Kombinasi	**DIC**
Kelembaban relative, sinar matahari, intensitas hujan, dan suhu minimum	-133,95
Kelembaban relative, intensitas hujan, suhu maksimum dan suhu minimum	-133,746
Intensitas hujan, suhu maksimum dan suhu minimum	-134,674
Kecepatan angin, intensitas hujan, dan suhu minimum	-135,556
Intensitas hujan dan suhu minimum	-136,757
Intensitas hujan	-136,246

Interpretasi Model

Gambar 1 menunjukkan variabel intensitas curah hujan dan suhu minimum memiliki pola serupa terhadap kejadian D75, hal tersebut sejalan dengan evaluasi DIC pada Tabel 2 dengan mengunggulkan kedua variabel tersebut sebagai kombinasi data terbaik. Pada variabel D75, diketahui bahwa daerah Sulawesi Selatan yang berwarna putih meliputi Gowa, Takalar dan Makassar memiliki kategori D75 yang paling lama yakni rata-rata diatas 7 hari pada bulan Januari, sedangkan daerah dengan warna hijau seperti Selayar, Bulukumba, Sinjai, Bone, Soppeng dan Sidrap memiliki kategori D75 antara 1-3 hari. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat keragaman kejadian hujan kategori D75 di Sulawesi Selatan.

Berdasarkan nilai parameter dari setiap variabel prediktor, diketahui bahwa jika tidak terdapat fenomena peningkatan intensitas hujan dan penurunan suhu minimum bulan Desember maka jumlah hari hujan kategori tinggi atau D75 akan konstan selama 3,283 hari pada bulan Januari. Sedangkan pengaruh peningkatan intensitas curah hujan, menunjukkan memiliki pengaruh lebih besar dibandingkan fenomena penurunan suhu minimum bulan Desember, dimana jika intensitas curah hujan meningkat 1 liter/m^2 maka potensi peningkatan D75 akan meningkat sebesar 1,079 hari. Untuk pengaruh suhu minimum memiliki pengaruh sebesar 0,975 hari, yang berarti jika suhu minimum bulan Desember menurun sebesar 1^{o}C maka D75 pada bulan Januari akan meningkat selama 0,957 hari.

Tabel 4.3 Hasil Estimasi Parameter Model Terbaik

	Parameter	Exp(parameter)	95% Credibel Interval (CI)
Intersep	1,189	3,283	(-0,479;2,768)
Intensitas hujan	0,0761	1,079	(0,017;0,136)
Suhu minimum	-0,0247	0,975	(-0,097;0,052)
σ^2	0,1089		(0,065;0,175)
ρ	0,1600		(0,033;0,292)

Jika melihat *credible interval* (CI) kedua variabel prediktor, diketahui bahwa hanya variabel intensitas curah hujan yang tidak memuat nol pada CI nya, yang berarti hanya variabel intensitas curah hujan yang berdampak signifikan pada peningkatan hari hujan tinggi atau D75 pada bulan Januari. Berdasarkan fenomena tersebut, terindikasi bahwa intensitas hujan pada bulan Januari, memiliki intensitas tinggi dengan durasi yang lama.

Untuk nilai ρ diketahui sebesar 0,1600 atau $\frac{3}{0,1600} = 18,7445$, yang berarti pengaruh korelasi spasial terkait D75 berada di radius kurang dari 18,7445 km, dengan besar korelasi spasial (σ^2) sebesar 0,1089. Hal ini mengindikasikan jika suatu daerah di Sulawesi Selatan mengalami intensitas hujan tinggi dengan durasi lama maka daerah yang berada di radius kurang dari 18,7445 km akan terkena dampak peningkatan intensitas curah hujan.

5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, kami melakukan estimasi parameter pada MLDES menggunakan pendekatan *Bayesian* untuk memodelkan peningkatan durasi hari hujan dengan intensitas tinggi (D75) pada bulan Januari. Proses estimasi menggunakan algoritam *Metropolis Hasting,* dengan pertimbangan fungsi posterior tidak dapat didekati secara numerik, sehingga di dekati secara iteratif.

Kami membandingkan 360 kemungkinan kombinasi model dari 6 variabel prediktor. Kami memperoleh bahwa kombinasi antara variabel curah hujan bulan Januari dan suhu udara minimum bulan Desember adalah kombinasi variabel yang paling baik (DIC paling rendah) untuk memodelkan variabel D75.

Berdasarkan hasil estimasi parameter, diketahui bahwa pengaruh curah hujan pada variabel D75 sebesar 1,079 hari, dalam artian jika terjadi peningkatan curah hujan maka D75 akan meningkat 1,079 hari. Untuk pengaruh suhu udara bulan Desember, diketahui sebesar 0,975 hari. Hasil estimasi parameter, menunjukan pengaruh kedua variabel tersebut hampir sama meningkatkan D75 sebesar 1 hari. Jika melihat nilai CI, variabel curah hujan tidak memuat nol pada hasil estimasi parameter, sedemikian sehingga hanya variabel curah hujan yang berpengaruh secara signifikan terhadap peningkatan D75. Adapun efek secara spasial, menunjukkan bahwa pengaruh curah hujan terhadap D75 berada di radius 18,7445 km.

.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] Fenani, A. 2004. "*Kajian Meterorologis Hubungan antara Hujan Harian dan Unsur-unsur Hujan Studi Kasus di Satsiun Metereologi Adisucipto*". Majalag Geografi Indonesia, Vol.18 No 2: 69-79.

[2] Nugroho, S. P. (2019, Januari). "*Banjir Landa 53 Kecamatan di Sulawesi Selatan, 8 Tewas, 4 Hilang dan Ribuan Warga Mengungsi*". BNPB. Diakses dari https://bnpb.go.id/berita

[3] Haibin, L. 2008. "*Spatial generalized linier mixed models of eletricpower hurricanes and ice storms*".Reability Engineering and System Safety: 875-890.

[4] Nelder, M. 1989. "*Generalized Linier Models second Edition*", Chapman and Hall, United Stated of America.

[5] Santri, D, dkk. 2020."*Statistical Downscaling Regresi Kuantil LASSO dan Komponen Utama Untuk Pendugaan Curah Hujan Ekstrim*". Mathematics and Applications Journal Vol 2 No 1: 47-57.

[6] Lekdee, K, dkk. 2013. "*Generalized Linier Mixed Models With Spatial Random Effect For Spatio-Temporal Data: An Application to Dengue Fever Mapping*". Journal of Mathematics and Statistics Vol 9 No 2: 137-143.

[7] Torabi, M. 2015. "*Likeklihood Inference for Spatial Generalized Linier Mixed Models*." Comunications Statistics-Simulation and Computation: 1692-1701.

[8] Husain, A, dkk. 2023. "*Pemodelan Data Angka Kematian Bayi Menggunakan Regresi Robust*". Jurnal Sains, Teknologi dan Komputer Vol 1 No 1: 1-7.

[9] Tiao, B. 1973. "*Bayesian Inference In Statistical Analysis*". Philippinnes: Addidion-Weselye Publishin Company.

[10] Terenin, A, dkk. 2017. "*A Noninformative Prior on a Space of Distribution Functions*". Entropy, 19: 1-12.

[11] Irwanti, K. I, dkk. 2012. "*Pembangkitan Sampel Random Menggunakan Algoritma Metropolis Hastings*". Jurnal Gaussian Vol 1 No 1: 135-146.

[12] Spiegelhalter, D. J, dkk. 2002. "*Bayesian Measures of Model Complexity and Fit*". Journal of the Royal Statistical Society, Vol 64 No 4: 583-616.

[13] Finley, A. S, dkk. 2015. "*spBayes for large univariate and multivariate point-referenced spatio-temporal data models*". Journal of Statistical Software Vol 63: 1-28.

[14] Lee, J, dkk. 2001. "*Statistical Analysis With Arcview* GIS", John Willley and Sons, Inc., United Stated of America