

MODEL REGRESI KUANTIL SPLINE KUADRATIK DALAM MENGANALISIS PERUBAHAN LAMA RAWAT INAP PASIEN DEMAM BERDARAH *DENGUE* (DBD) DI RSUP M. DJAMIL PADANG

Apriona¹, Lilis Harianti Hasibuan^{2§}, Ezhari Asfa'ani³

¹ Universitas Islam Negeri (UIN) Imam Bonjol Padang, Indonesia, aprional1@gmail.com

² Universitas Islam Negeri (UIN) Imam Bonjol Padang, Indonesia, lilisharianti@uinib.ac.id

³ Universitas Islam Negeri (UIN) Imam Bonjol Padang, Indonesia, ezhariasfaani@uinib.ac.id

§Corresponding Author

Received 10th Jul 2025; Accepted 24th Nov 2025; Published 1st Dec 2025;

Abstrak

Penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) adalah penyakit yang disebabkan oleh virus *dengue* dan ditularkan melalui gigitan nyamuk yang dapat menyebabkan gangguan pada pembuluh darah kapiler dan pada sistem pembekuan darah. Kasus DBD dapat dimodelkan dalam bidang matematika, yaitu dengan model regresi. Model regresi yang baik adalah model yang memenuhi uji asumsi klasik, sehingga penaksir parameter model tersebut bersifat Best Linear Unbiased Estimator (BLUE). Pada penelitian ini dilakukan tiga uji asumsi klasik yaitu uji normalitas, autokorelasi dan heteroskedastisitas. Pada penelitian ini uji heteroskedastisitas pada uji asumsi klasik terlanggar karna nilai signifikansinya kurang dari 0.05 maka terjadilah heteroskedastisitas. Kemudian dilakukan perbaikan dengan metode regresi kuantil regresi kuantil spline kuadrat. Hasil analisis nilai kebaikan model GCV minimum spline kuadrat diperoleh sebesar 4.344620 pada titik knot ke-29. Pada analisis GCV minimum untuk setiap kuantil spline kuadrat diperoleh nilai minimum sebesar 4.677511 yang terletak pada kuantil 0.5, sehingga dapat dikatakan model terbaik berada pada kuantil 0.5.

Kata Kunci: Demam Berdarah *Dangue* (DBD), Hematokrit, Lama Rawat Inap Pasien DBD, Regresi Kuantil, *Spline* Kuadrat.

Abstract

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is a disease caused by the dengue virus and transmitted through mosquito bites that can cause disorders in the capillary blood vessels and the blood clotting system. DHF can be formed in a model and prediction in mathematics, namely with a regression model. A good regression model is a model that meets the classical assumption test so that the model is the Best Linear Unbiased Estimator (BLUE). In this study, three classical assumption tests were carried out, namely the normality test, autocorrelation and heteroscedasticity. If the classical assumptions are not met, the estimation results are no longer accurate and do not meet the BLUE properties. Then improvements are made using the quantile regression method of quadratic spline quantile regression. The results of the analysis of the goodness value of the minimum GCV quadratic spline model were obtained at 4.344620 at the 29th knot point. In the minimum GCV analysis for each quadratic spline quantile, a minimum value of 4.677511 was obtained which is located at quantile 0.5, so it can be said that the best model is at quantile 0.5.

Keywords: Dengue Fever (DBD), Hematocrit, Length of Hospitalization DBD Patients, Quantile Regression, Quadratic Spline.

1. Pendahuluan

Demam Berdarah Dengue (DBD) adalah infeksi yang disebabkan oleh virus dengue ditularkan dari gigitan nyamuk *Aedes Aegypt* disertai timbul gejala demam, sakit/nyeri pada ulu hati terus-menerus, pendarahan pada hidung, mulut, gusi atau memar pada kulit. Perjalanan penyakit ini diawali dengan nyamuk yang belum terinfeksi virus dengue menghisap darah orang yang telah terinfeksi virus tersebut. kemudian nyamuk yang telah terinfeksi dapat mentransmisikan virus dengue tersebut ke manusia sehat yang digigitnya[1]. Adapun beberapa penyakit yang disebabkan oleh nyamuk diantaranya demam berdarah *dengue*, malaria dan chikunguyah. Penelitian yang dilakukan oleh Priyono, dkk, menunjukkan penerapan Metode TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) dalam proses penentuan diagnosis Demam Berdarah. Dalam metode TOPSIS ini dicari nilai preferensi, hingga penentuan perangkingan dalam menentukan diagnosa suatu penyakit pada rumah sakit. Berdasarkan penelitian priyono dapatkla hasil penyakit demam berdarah 0,89%, untuk chikungunyah 0,65% dan untuk malaria sebesar 0,25%, jadi diangkatlah penelitian mengenai penyakit DBD.

Pada bulan April 2024 tepatnya pada minggu ke empat, tercatat 88.593 kasus DBD dengan 621 kasus kematian di Indonesia, dari 456 kabupaten/kota di 34 provinsi, kematian akibat

DBD terjadi di 174 kabupaten/kota di 28 provinsi yang terjadi pada musim kemarau. Kasus DBD berhasil diturunkan sekitar 35% pada 2023 dan awal 2024. Walaupun demikian, pada minggu ke-22 2024, kasus DBD kembali mengalami kenaikan mencapai 119.709 kasus. Angka ini lebih tinggi dibandingkan dengan total kasus DBD pada 2023 yang mencapai 114.720 kasus. Meskipun kasus DBD meningkat, jumlah kasus kematian akibat DBD menunjukkan penurunan. Pada 2023, jumlah kematian akibat DBD mencapai 894 kasus, sedangkan pada 2024 minggu ke-22 terdapat 777 kasus kematian. Dr. Imran menjelaskan, berdasarkan data distribusi kasus DBD sesuai kelompok umur dalam tiga tahun terakhir, kelompok umur 15 hingga 44 tahun merupakan kelompok yang paling banyak terkena DBD dalam tiga tahun terakhir. Sedangkan, untuk kasus kematian akibat DBD dalam tujuh tahun terakhir, kelompok umur 5 hingga 14 tahun merupakan yang paling rentan. Pada tahun 2022 jumlah kasus DBD kembali naik di angka 131.265 kasus dengan angka kematian sebanyak 1.135 orang, Sementara 2021 terjadi penurunan kasus hingga 32,12% menjadi 73.518 saja, dan pada tahun 2020 kembali naik di angka 108.303.[3].

Dinas Kesehatan (Dinkes) Kota Padang menyebut bahwa kasus penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) mengalami kenaikan pada tahun 2022 sebanyak 441 kasus, sementara tahun 2021 yang hanya 366 kasus. Kepala dinas Kesehatan

Kota Padang, Dr. Sri Kurnia Yati didampingi Kepala bidang Pencegahan dan Pengendalian Penyakit menyebut, berdasarkan kelompok usia, penderita penyakit tersebut didominasi rentang usia dewasa 15 hingga 44 tahun. Kemudian disusul anak dan remaja usia 5-14 tahun. Sementara untuk sebarannya tiga kecamatan menjadi kawasan dengan kasus DBD tertinggi di antaranya Koto Tengah, Kuranji dan Nanggalo[4].

Berdasarkan data rekam medis 3 tahun terakhir pada pasien DBD yang dirawat inap di Rumah Sakit M. Djamil Padang yaitu pada tahun 2020 terdapat sebanyak 51 pasien rawat inap lebih banyak dari tahun 2021 dimana di tahun 2020 sebanyak 40 pasien rawat inap, pada tahun 2022 terjadi lonjakan signifikan hampir 3 kali lebih tinggi dari tahun 2021 yaitu sebanyak 112 pasien rawat inap. Penanganan pasien DBD menghabiskan waktu yang lama dan biaya kerugian yang relatif besar karena umumnya pasien DBD menghabiskan waktu rawat inap di rumah sakit sekitar 11 hari dan durasi demamnya rata-rata 6 hari dengan konsekuensi biaya atau kerugian langsung maupun tidak langsung bagi pasien[2].

Demam berdarah termasuk ke dalam 10 besar penyakit demam akut yang paling umum membutuhkan rawat inap di seluruh rumah sakit di Indonesia[3]. Adapun beberapa faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD diantaranya usia, jenis kelamin, trombosit, hematokrit dan leukosit inilah yang berkontribusi untuk memperberat keadaan infeksi. Faktor-faktor tersebut secara tidak langsung berpengaruh terhadap lama rawat inap pasien DBD di rumah

sakit[4]. Semakin lama masa rawat inap pasien maka semakin besar biaya yang dikeluarkan untuk biaya pengobatan di rumah sakit, selain itu beban keluarga juga bertambah karena pasien/keluarga tidak dapat bekerja karena di rawat atau menunggu pasien yang dirawat[3].

Untuk mengetahui pola hubungan dan factor terhadap lama rawat inap pasien DBD, ada suatu analisis yang cocok dipakai yaitu analisis regresi. Analisis regresi merupakan analisis statistika yang digunakan untuk menyelidiki pola hubungan dan pengaruh beberapa variabel independen terhadap variabel dependen[5],[6],[7]. Metode regresi kuantil spline kuadratik yang dipilih untuk penelitian ini membatasi pemodelan hanya untuk satu variabel bebas. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada hematokrit sebagai satu-satunya variabel independen. Dimana hematokrit adalah terjadinya kebocoran pada pembuluh darah yang dapat terdeteksi melalui peningkatan nilai hematokrit, Semakin tinggi nilai hematokrit tersebut menunjukkan bahwa kapiler menjadi lebih permeabel sehingga mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD.

Suatu model regresi dikatakan baik apabila memenuhi beberapa asumsi klasik, seperti asumsi normalitas, homokedastisitas, tidak ada autokorelasi dan tidak ada multikolonialitas [8],[9],[10]. Apabila asumsi klasik tidak terpenuhi, model regresi dapat disesuaikan menggunakan metode yang lebih canggih seperti regresi kuantil dengan *spline* kuadratik untuk memodelkan hubungan non-linear secara efektif. Regresi kuantil untuk mengatasi asumsi klasik yang tidak terpenuhi dengan membagi data

menjadi beberapa kuantil tertentu sehingga kondisi data akan terlihat secara lengkap baik pada bagian median maupun pada ekor sebaran data sesuai dengan nilai kuantil yang diinginkan dengan mengurutkan variabel dependennya [7],[11],[12],[13] spline itu sendiri adalah suatu alat yang ditambahkan ke regresi kuantil untuk melihat hubungan non linier antara variabel dependen dan independen, sehingga kita dapat mengetahui bahwa data tersebut tidak hanya ada hubungan secara linier tetapi juga non linier[14].

Penelitian mengenai regresi kuantil spline telah banyak dilakukan diantaranya, Anisa dkk (2023) memodelkan Regresi Kuantil Spline Orde Dua dalam menganalisis perubahan trombosit pasien demam berdarah. Aprilia dkk (2020) mengestimasi model regresi kuantil spline kuadratik pada data trombosit dan hematokrit pasien DBD. Oleh sebab itu, Berdasarkan latar belakang di atas, peneliti tertarik untuk melakukan suatu penelitian ilmiah dengan judul “model regresi kuantil spline kuadratik dalam menganalisis perubahan lama rawat inap pasien demam berdarah *dangue* (DBD) di RSUP M. Djamil Padang”.

2. Landasan Teori

Regresi Kuantil

Regresi kuantil adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat dengan berfokus pada kuantil tertentu dari distribusi variabel terikat, setelah data diurutkan dari terkecil hingga terbesar[7]. Tujuan regresi kuantil meliputi

analisis distribusi, mengatasi heteroskedastisitas, mengeksplorasi efek ekstrem, memberikan pandangan yang lebih lengkap, dan model yang fleksibel[15]. Regresi Kuantil merupakan salah satu metode analisis regresi yang pertama kali diperkenalkan oleh Koenker dan Bassett (1978). Regresi digunakan untuk mengkuantifikasi hubungan antara suatu variabel respon dengan beberapa kovariat. Metode regresi kuantil menggunakan pendekatan parameter dengan membagi data ke dalam kelompok kuantil tertentu setelah data diurutkan[7].

Fungsi kuantil dilambangkan dengan Q_τ dengan $0 < \tau < 1$. Misalkan suatu peubah acak Y dengan fungsi kepekatatan peluang adalah $f(y)$ dan fungsi distribusi kumulatif adalah $F_Y(y) = F(y) = P(Y \leq y)$. Fungsi kuantil ke τ dari Y adalah[7].

$$Q_\tau(Y) = F_Y^{-1}(\tau) = \inf(y : F_Y(y) \geq \tau) \quad (1)$$

Secara umum, suatu model persamaan regresi linear bagi kuantil ke τ dengan n merupakan banyak baris data dan k merupakan banyak variabel independen untuk $i = 1, 2, \dots, k$ ditulis dalam bentuk[7].

$$Y_i = \beta_{0\tau} + \beta_{1\tau}X_{i1} + \beta_{2\tau}X_{i2} + \dots + \beta_{k\tau}X_{ik} + \varepsilon_i \quad (2)$$

Dapat ditulis dengan[16]:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{p1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{pn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0(\tau) \\ \beta_1(\tau) \\ \beta_2(\tau) \\ \vdots \\ \beta_p(\tau) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(\tau) \\ \varepsilon_2(\tau) \\ \vdots \\ \varepsilon_n(\tau) \end{bmatrix}$$

Persamaan diatas dinyatakan dalam bentuk matriks berikut[17],[18],[19]:

$$y_i = X_i' \beta + \varepsilon_i \quad (3)$$

Keterangan:

y_i : vektor variabel dependen berukuran $n \times 1$;

X : variabel independen berukuran $n \times p$;

β : vektor koefisien regresi kuantil berukuran $1 \times \beta_0$ yang bergantung pada kuantil τ ;

ε : vektor sisaan berukuran $n \times 1$.

Fungsi kuantil bersyarat ke $-\tau$ pada metode regresi kuantil didefinisikan Sebagai $Q_\tau(y|x) = X'\beta(\tau)$ maka nilai $\hat{\beta}(\tau)$ dapat diperoleh dengan meminimumkan[7].

$$\sum_{i=1}^n Q_\tau(y_i - x'_i \beta) \quad (4)$$

Dengan $Q_\tau(u) = u(\tau - I(u < 0))$ yaitu *loss function* yang ekuivalen dengan[21].

$$Q_\tau(\varepsilon) = \varepsilon(\tau I(\varepsilon \geq 0) - (I - \tau)I(\varepsilon < 0)) \quad (5)$$

Analisis Regresi Kuantil Spline Kuadratik

1). Fungsi spline kuadratik

Spline mempunyai keunggulan dalam mengatasi pola data yang menunjukkan naik atau turun yang tajam dengan bantuan titik-titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus. Fungsi spline memiliki knot yang merupakan titik perpaduan bersama yang menunjukkan perubahan kurva. Spline orde m dengan titik knot $K_1, K_2, \dots, K_k$ dapat ditulis sebagai berikut[14].

$$y_i = \sum_{j=i}^m \beta_j x_i^j + \sum_{k=1}^N \beta_{m+k} (x_i - K_k)_+^m. \quad (6)$$

dengan β_j merupakan parameter-parameter model dan

$$(x_i - K_k)_+^m = \begin{cases} (x_i - K_k)^m, & \text{jika } x \geq K_k \\ 0, & \text{jika } x < K_k \end{cases}. \quad (7)$$

Dengan,

Berdasarkan bentuk matematis fungsi spline, dapat dikatakan bahwa spline merupakan model polinomial yang sepotong-sepotong (*piecewise polynomial*) dan spline masih bersifat kontinu pada knot-knotnya. Knot diartikan sebagai suatu titik fokus dalam fungsi spline, sehingga kurva yang dibentuk tersegmentasi pada titik tersebut dan untuk setiap fungsi m [14].

2). Estimasi Model Regresi Kuantil Spline Kuadratik

Data DBD di Kota Padang khususnya di Rumah Sakit M. Djamil Padang dianalisis melalui pendekatan regresi kuantil dengan estimator spline kuadratik. Data memuat variabel prediktor yaitu faktor yang mempengaruhi lama sembuh pasien DBD, dan variabel respon yaitu lama rawat inap pasien DBD. Variabel tersebut dimodelkan ke dalam regresi kuantil spline kuadratik berikut

$$y(\tau) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i + \beta_2(\tau)x_i^2 + \beta_3(\tau)(x_i - K_1)_+^2 + \dots + \beta_p(\tau)(x_i - K_r)_+^2 \varepsilon_i(\tau). \quad (8)$$

Keterangan:

τ : kuantil 0.05; 0.25; 0.50; 0.75 dan 0.95

β : koefisien regresi kuantil spline kuadratik,

K : titik knot,

p : banyaknya koefisien regresi,

r : banyaknya titik knot.

Selanjutnya Persamaan 8 dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut[22];

$$Y = X\beta(\tau) + \varepsilon(\tau) \quad (9)$$

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}; X$$

$$\beta(\theta) = \begin{bmatrix} \beta_0(\theta) \\ \beta_1(\theta) \\ \beta_2(\theta) \\ \vdots \\ \beta_p(\theta) \end{bmatrix}; \varepsilon(\theta) = \begin{bmatrix} \varepsilon_1(\theta) \\ \varepsilon_2(\theta) \\ \vdots \\ \varepsilon_n(\theta) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & (x_1 - K_1)_+^2 & \cdots & (x_1 - K_r)_+^2 \\ 1 & x_2 & x_2^2 & (x_2 - K_1)_+^2 & \cdots & (x_2 - K_r)_+^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & (x_n - K_1)_+^2 & \cdots & (x_n - K_r)_+^2 \end{bmatrix}$$

Dalam kasus regresi kuantil, besarnya deviasi atas dan deviasi bawah tidak sama. Sehingga harus diboboti dengan θ untuk bagian positif (deviasi atas) dan $1 - \theta$ untuk bagian negatif (deviasi bawah). Oleh sebab itu, estimasi parameter β diperoleh dengan meminimumkan kriteria estimasi berikut[22]:

$$\hat{\beta}(\theta) = \min_{\beta \in R^p} \theta \sum_{i=1; y > q}^n |\varepsilon_{1i}(\theta)| + (1 - \theta) \sum_{i=1; y < q}^n |\varepsilon_{2i}(\theta)| \quad (11)$$

Dengan fungsi kendala

$$X\beta(\theta) + \varepsilon_{1i}(\theta) - \varepsilon_{2i}(\theta) = y; \varepsilon_1 \varepsilon_2 \geq 0 \quad (12)$$

Selanjutnya melalui pendekatan metode simpleks, didapatkan estimasi parameter $\hat{\beta}(\theta) = [\hat{\beta}_0(\theta) \hat{\beta}_1(\theta) \hat{\beta}_2(\theta) \dots \hat{\beta}_p(\theta)]'$,

Sehingga diperoleh estimasi model regresi kuantil spline kuadratik yaitu[22]:

$$\hat{y}(\theta) = X\hat{\beta}(\theta). \quad (13)$$

3). Kebaikan Model

Mean Square Error (MSE) atau kesalahan kuadrat rata-rata adalah suatu besaran biasa digunakan dalam statistika untuk mengukur

seberapa akurat sebuah model regresi dalam memprediksi nilai pengamatan. MSE dihitung dengan mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya dari data yang diamati. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai MSE yang kecil, karena semakin kecil nilai MSE maka akan semakin baik model regresi dalam memprediksi nilai duga. Nilai MSE secara matematis dapat dihitung dengan persamaan berikut[20]:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (14)$$

Keterangan[20]:

n : Banyak sampel data

Y_i : nilai sebenarnya dari data ke- i ,

$\hat{Y}_i$: nilai prediksi dari model untuk data ke- i .

Untuk memperoleh suatu model regresi *spline* terbaik maka perlu dilakukannya pemilihan titik knot yang optimal. Titik knot merupakan titik perpaduan bersama yang memperlihatkan terjadinya perubahan perilaku dari fungsi *spline* pada interval-interval yang berbeda sehingga kurva yang terbentuk tersegmentasi pada titik tersebut. Pada penentuan model regresi *spline* dapat dilakukan dengan melihat nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) yang minimum.

Adapun rumus untuk menghitung *Generalized Cross Validation* (GCV) adalah sebagai berikut[22]:

$$GCV = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{(\sum_{i=1}^n (1 - H_{ii})^2)} \quad (15)$$

Keterangan:

e_i^2 : Residu untuk titik data ke- i

H_{ii} : Elemen-elemen diagonal dari matrik hat H

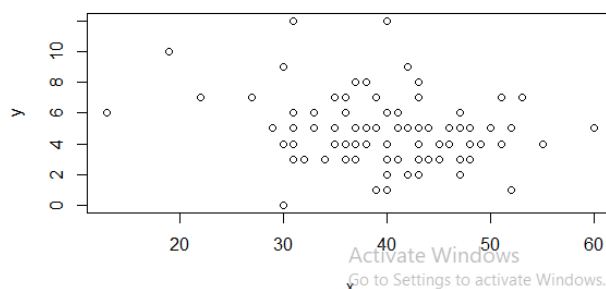
n : Jumlah total data

Dapat diartikan $(1 - H_{ii})^2$ menggambarkan seberapa besar pengaruh titik data i terhadap prediksi keseluruhan, semakin besar H_{ii} maka semakin besar pengaruh titik data pada model, maka bagian pembilang $\sum_{i=1}^n e_i^2$ mengukur total eror atau kesalahan prediksi model dan penyebut $\sum_{i=1}^n (1 - H_{ii})^2$ mengukur regulasi terhadap model yang lebih kompleks.

3. Hasil Dan Pembahasan

Estimasi Model Regresi Kuantil Spline Kuadratik

Sebelum dianalisis menggunakan analisis regresi kuantil spline kuadratik terlebih dahulu akan dilakukan identifikasi pola hubungan antara variabel lama rawat inap pasien DBD dengan yang mempengaruhinya yaitu data hematokrit. Identifikasi dilakukan menggunakan scatter plot dan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Plot Pengaruh Nilai Hematokrit (x) terhadap lama rawat inap pasien DBD (y)

Gambar 1 menunjukkan bahwa pola hubungan lama rawat inap pasien DBD dengan hematokrit cenderung bervariasi, sehingga hubungan kedua variabel tersebut cenderung tidak memiliki pola melalui sebaran data yang tidak beraturan, model estimasi regresi parametrik tidak dapat digunakan. Oleh karena itu, antara jumlah lama rawat inap pasien DBD dengan nilai hematokrit diselesaikan dengan menggunakan pendekatan regresi nonparametric melalui estimator spline kuadratik. Bentuk regresi yang digunakan adalah regresi kuantil. Penelitian ini menggunakan 1 titik knot dalam spline kuadratik karena plot data yang sangat tidak beraturan. Dalam hal ini, diperlukan analisis dalam berbagai segmentasi pola perubahan yang terjadi berdasarkan titik-titik knot yang terpilih pada setiap kuantil 0.05; 0.25; 0.5; 0.75 dan 0.95. Titik knot yang terpilih adalah sama untuk setiap kuantil yang diujikan.

Tabel 1. Nilai GCV dari estimasi model spline kuadratik dengan 1 titik knot

No	Titik Knot	GCV
1	29	4.344620
2	28	4.344620
3	27	4.376104

4	24	4.376104
5	25	4.376104
6	23	4.376104
7	26	4.376104
8	22	4.404928
9	20	4.404928
10	21	4.404928

Tabel 1 diperoleh nilai GCV dari estimasi model regresi spline kuadratik dengan satu titik knot. Nilai GCV minimum diperoleh pada titik knot pertama $K_1=29$ yaitu sebesar 4.344620. Berdasarkan titik knot optimal tersebut, selanjutnya digunakan analisis model regresi kuantil spline kuadratik menggunakan titik knot optimal tadi pada kuantil 0.05; 0.25; 0.5; 0.75 dan 0.95. Hasil estimasi parameternya ditunjukkan pada tabel 4.4 dibawah ini.

Tabel 2. Estimasi model kuantil spline kuadratik 1 titik knot

Parameter	Kuantil				
	0,5	0.25	0.5	0.75	0.95
β_0	6.000000	6.000000	6.000000	6.000000	9.885910
β_1	-7.494950	0.4208300	1.277780	1.990950	0.4648100
β_2	-3.578280	-4.561310	-4.162040	-2.049770	-3.068700
β_3	-5.848480	-1.000000	1.148150	-0.3665200	-2.962000

Tabel 2 diperoleh model regresi kuantil spline kuadratik pada satu titik knot ($K_1=29$) pada kuantil 0.05; 0.25; 0.5; 0.75 dan 0.95 sebagai berikut:

$$\hat{y}(0.05) = 6.000000 - 7.494950x - 3.578280x^2 - 5.848480(x - 29)_+^2$$

$$\hat{y}(0.25) = 6.000000 - 0.4208300x - 4.561310x^2 - 1.000000(x - 29)_+^2$$

$$\hat{y}(0.5) = 6.000000 + 1.277780x - 4.162040x^2 +$$

$$1.148150(x - 29)_+^2$$

$$\hat{y}(0.75) = 6.000000 + 1.990950x - 2.049770x^2 - 0.3665200(x - 29)_+^2$$

$$\hat{y}(0.95) = 9.885910 + 0.4648100x - 3.068700x^2 - 2.962000(x - 29)_+^2$$

Dari kelima model diatas akan diambil model terbaik dengan melihat nilai GCV minimum dari masing-masing kuantil. Hasil GCV dari masing-masing kuantil dapat dilihat sebagai berikut :

Tabel 3 Nilai GCV Pada setiap kuantil

Kuantil	0.05	0.25	0.5	0.75	0.95
GCV	21.17205	6.516538	4.677511	5.16327	15.75966

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat nilai GCV minimum terletak pada kuantil 0.5 sehingga diperoleh model regresi kuantil spline kuadratik terbaik yaitu:

$$\hat{y}(0.5) = 6.000000 + 1.277780x - 4.162040x^2 + 1.148150(x - 29)_+^2$$

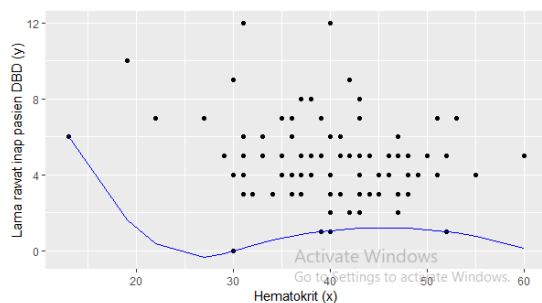
Dapat diinterpretasikan regresi kuantil spline terbaik berada pada kuantil 0.5 dimana memiliki nilai spline kuadratik sebesar $6.000000 + 1.277780x - 4.162040x^2$ dan nilai untuk titik knot sebesar 1.148150 berada pada titik knot 29.

Dengan fungsi spline kuadratik:

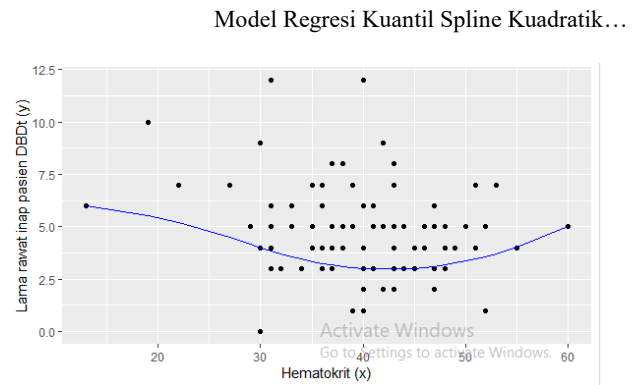
$$\hat{y} = 6.000000 + 1.277780x; \quad x \leq 29$$

Berdasarkan model, dapat diinterpretasikan yaitu apabila model kuantil 0.5 kurang dari 29 maka persentase DBD akan naik sebesar 1.277780.

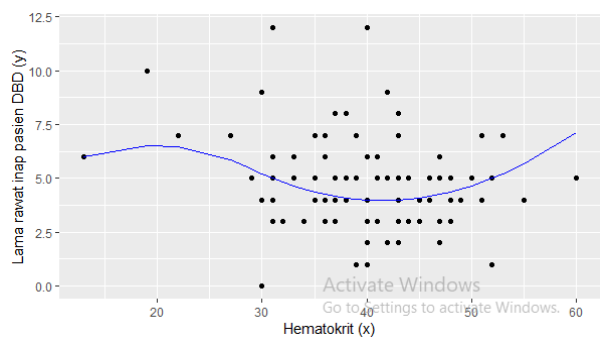
Persamaan regresi kuantil spline kuadratik yang telah diperoleh pada setiap kuantil dapat disajikan ilustrasi pada gambar 2, 3, 4, 5 dan 6



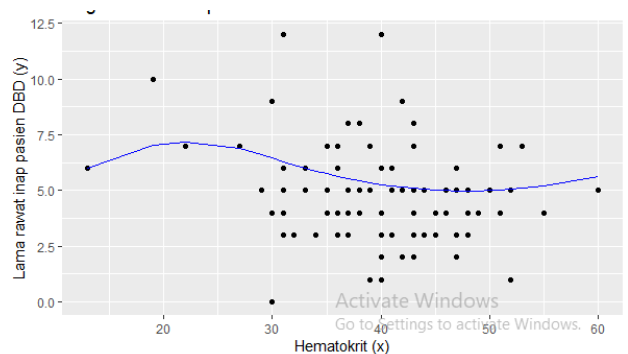
Gambar 2 Kurva regresi kuantil spline kuadratik di kuantil 0.05



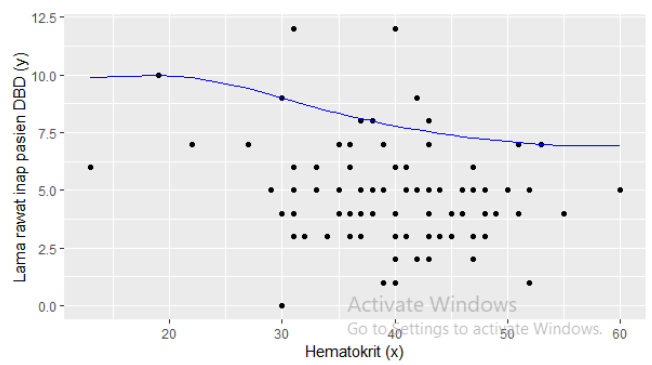
Gambar 3 Kurva regresi kuantil spline kuadratik di kuantil 0.25



Gambar 4 Kurva regresi kuantil spline kuadratik di kuantil 0.5



Gambar 5 Kurva regresi kuantil spline kuadratik di kuantil 0.75



Gambar 6 Kurva regresi kuantil spline kuadratik di kuantil 0.95

Gambar 2, 3, 4, 5 dan 6 menunjukkan kurva regresi kuantil spline kuadratik dengan satu titik knot pada kuantil 0.05; 0.25; 0.5; 0.75 dan 0.95. Pada kuantil 0.95, pola perubahan lama rawat inap pasien DBD terlihat masih mengalami peningkatan secara kuadratik sebelum hematokrit pasien DBD mencapai 29%. Ada kecenderungan lama rawat inap pasien DBD menurun drastis setelah lama rawat inap pasien DBD di atas 29%. Pola yang sama terlihat pada kuantil 0.75 dan 0.25 hal yang berbeda hanya pada ketajaman kenaikan jumlah lama rawat inap pasien DBD sebelum mencapai 29% hematokrit. Kenaikan trombosit pada kuantil 0.75 dan 0.25 lebih rendah dibandingkan dengan kondisi pada kuantil 0.95. Begitu pun pada kuantil 0.05, kenaikan lama rawat inap pasien DBD semakin kecil sebelum mencapai 29% hematokrit. Sementara pada kuantil 0.5 pola juga terlihat sama seperti kuantil 0.95, 0.75, 0.25 yang berbeda hanya ketajaman kenaikan kurva. Tetapi pada kuantil 0.5 hasil kurva lebih terlihat mulus dibandingkan dengan kuantil lainnya dan menghasilkan kurva yang sangat smoot.

Pola perubahan lama rawat inap pasien DBD berdasarkan model regresi kuantil spline kuadratik menunjukkan kecenderungan lama

rawat inap pasien DBD menurun kuadratik dan hal tersebut juga terjadi dalam batas interval hematokrit normal. Hasil ini tentu dapat menjadi informasi bagi tim medis bahwa diperlukan juga langkah-langkah awal perawatan sebelum nilai hematokrit pasien meningkat di atas 29%.

4. Kesimpulan Dan Saran

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan sebelumnya, dapat ditarik kesimpulan pada Gambar 4 menunjukkan kurva regresi kuantil spline kuadratik dengan satu titik knot lebih baik di kuantil 0.5. Pada kuantil 0.5 pola perubahan lama rawat pasien terlihat masih mengalami peningkatan secara kuadratik sebelum hematokrit mencapai 29%. Sehingga dapat diperoleh model terbaik lama rawat inap pasien demam berdarah *dangue* (DBD) dengan menggunakan metode regresi kuantil spline kuadratik yaitu pada kuantil 0,5 yang dimodelkan sebagai berikut:

$$\hat{y}(0.5) = 6.000000 + 1.277780x - 4.162040x^2 + 1.148150(x - 29)_+^2$$

5. Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada Prodi Matematika FST UIN Imam Bonjol Padang, dan Lilis Harianti Hasibuan, M.Si yang telah membantu memberikan arahan beserta masukan dalam penulisan jurnal ini.

Daftar Pustaka

- [1] Ananda Muhamad Tri Utama, "Pendampingan Penerapan Pencegahan DBD dengan 3MPlus Bagi Warga Semua Usia," vol. 9, no. 3, pp. 356–363, 2022.
- [2] M. Syahwal, "Faktor yang Berhubungan dengan Lama Hari Rawat Inap Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di Rumah Sakit Umum Daerah Kota Kendari Tahun 2017," *Prev. J. ; J. Ilm. Prakt. Kesehat. Masy. Sulawesi Tenggara*, vol. 2, no. 2, pp. 70–76, 2018.
- [3] R. A. Putra, "Faktor Faktor Yang Mempengaruhi Lama Rawat Inap Pada Pasien Demam Berdarah Dengue," pp. 1–23, 2024.
- [4] H. Nopianto, *Terhadap Lama Rawat Inap*. 2012.
- [5] L. H. Hasibuan and S. Musthofa, "Penerapan Metode Regresi Linear Sederhana Untuk Prediksi Harga Beras di Kota Padang," *JOSTECH J. Sci. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 85–95, Mar. 2022, doi: 10.15548/jostech.v2i1.3802.
- [6] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, M. Maiyastri, and A. Apriona, "Bayesian Method for Linear Regression Modeling; Simulation Study with Normality Assumption," *JOSTECH J. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 81–92, 2025.
- [7] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, and M. Maiyastri, "Quantile Regression Analysis; Simulation Study With Violation of Normality Assumption," *JOSTECH J. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 133–142, 2024.
- [8] L. H. Hasibuan, D. M. Putri, and M. Jannah, "Simple Linear Regression Method to Predict Cooking Oil Prices in the Time of Covid-19," *Logaritma J. Ilmu-ilmu Pendidik. dan Sains*, vol. 10, no. 01, pp. 81–94, 2022.
- [9] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, and M. Maiyastri, "MODELING CLASSIFICATION OF STUNTING TODDLER HEIGHT USING BAYESIAN BINARY QUANTILE REGRESSION WITH PENALIZED LASSO," *Mathline J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 10, no. 2, pp. 373–385, 2025, doi: <https://doi.org/10.31943/mathline.v10i2.928>.
- [10] A. S. Sholih, L. H. Hasibuan, and I. D. Rianjaya, "ANALISIS REGRESI LOGISTIK ORDINAL TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PREDIKAT KELULUSAN MAHASISWA SARJANA UIN IMAM BONJOL PADANG," *MAp (Mathematics Appl. J.)*, vol. 6, no. 2, pp. 99–110, 2024.
- [11] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, V. P. Harahap, and L. Qalbi, "Performance Quantile Regression and Bayesian Quantile Regression in Dealing with Non-normal Errors (Case Study on Simulated Data)," *Numer. J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 8, no. 2, pp. 46–54, 2024.
- [12] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, and D. Devianto, "Hypertension Status Model

- with Bayesian Adaptive LASSO Binary Quantile Regression Using Asymmetric Laplace Distribution,” *IAENG Int. J. Comput. Sci.*, vol. 52, no. 8, 2025.
- [13] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, D. Devianto, M. Maiyastri, and R. Rudiyanto, “COMPARISON BETWEEN BAYESIAN QUANTILE REGRESSION AND BAYESIAN LASSO QUANTILE REGRESSION FOR MODELING POVERTY LINE WITH PRESENCE OF HETEROSCEDASTICITY IN WEST SUMATRA,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 19, no. 3, pp. 1587–1596, 2025, doi: <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss3pp1587-1596>.
- [14] M. Y. Matdoan and A. M. Balami, “Estimasi Parameter Regresi Kuantil Dengan Fungsi Spline Truncated Pada Kasus Demam Berdarah Dengue Di Kota Surabaya,” *J. MSA (Mat. dan Stat. serta Apl.)*, vol. 7, no. 1, p. 44, 2019, doi: 10.24252/msa.v7i1.7511.
- [15] L. H. Hasibuan, S. Musthofa, D. M. Putri, and M. Jannah, “COMPARISON OF SEASONAL TIME SERIES FORECASTING USING SARIMA AND HOLT WINTER’S EXPONENTIAL SMOOTHING (CASE STUDY: WEST SUMATRA EXPORT DATA),” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 3, pp. 1773–1784, 2023.
- [16] V. E. Wahyudi and I. Zain, “Analisis IPM Di Pulau Jawa Menggunakan Analisis Regresi Kuantil,” *Statistika*, vol. 2, no. 1, pp. 65–69, 2014.
- [17] L. H. Hasibuan, F. Yanuar, V. P. Harahap, and L. Qalbi, “Performance Quantile Regression and Bayesian Quantile Regression in Dealing with Non-normal Errors (Case Study on Simulated Data),” *Numer. J. Mat. Pendidik. Mat.*, vol. 8, 2024.
- [18] D. F. Benoit, R. Alhamzawi, and K. Yu, “Bayesian lasso binary quantile regression,” *Comput. Stat.*, vol. 28, pp. 2861–2873, 2013.
- [19] R. Koenker and G. Bassett Jr, “Regression quantiles,” *Econom. J. Econom. Soc.*, pp. 33–50, 1978.
- [20] H. Nuha, “Mean Squared Error (MSE) dan Penggunaannya,” *Papers.Ssrn.Com*, vol. 52, pp. 1–1, 2023.
- [26] Hasibuan, L. H., Yanuar, F., Devianto, D., Maiyastri, M., & Apriona, A. (2025). Bayesian Method for Linear Regression Modeling; Simulation Study with Normality Assumption. *JOSTECH Journal of Science and Technology*, 5(1), 81-92.