

Estimasi Model Perubahan Indeks Harga Saham Gabungan melalui Regresi Kuantil *Spline Smoothing*

Hajratul Ashwad K^{1*}, Anna Islamiyati², Siswanto³

¹²³Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin, Makassar, 90245, Indonesia

* Corresponding author, email: hajratulashwad@gmail.com

Abstract

Regression of nonparametric quantile is conducted on purpose to help estimating the function of regression when the assumptions about the regression curve shape are not known involving quantile values. Spline is claimed as one of the estimators commonly applied in nonparametric regression. Patterns of platelet change in Jakarta Composite Indeks (JCI) based on Dow Jones Index (IDJ) were analyzed by quantile spline smoothing using $\tau = 0.25, 0.50, \text{ dan } 0.75$. The analysis results show two patterns of change in the relationship of JCI and the IDJ. It can be seen from the optimal knot point for each quantile, namely 28500, 35000, and 29600. Which shows that before and after the IDJ value reaches the point from the knot point, there is a tendency to decrease and then increase in the JCI data. The optimal model with the one-knot point. According to the minimum GCV value, the optimal model with the smallest GCV value, which is 5243.45 on quantile 0.75.

Keywords: JCI, IDJ, Quantile, Nonparametric, Spline Smoothing

Abstrak

Regresi kuantil nonparametrik digunakan dengan tujuan untuk memprediksi fungsi regresi apabila asumsi mengenai bentuk kurva dalam regresi tidak diketahui serta membutuhkan keterlibatan dari nilai-nilai kuantil. Spline merupakan salah satu estimator yang digunakan dalam regresi nonparametrik. Pola perubahan IHSG berdasarkan Indeks Dow Jones (IDJ) dianalisis dengan regresi kuantil *spline smoothing* menggunakan $\tau = 0.25, 0.50 \text{ dan } 0.75$. Hasil analisis menunjukkan bahwa terdapat dua pola perubahan pada hubungan antara IHSG dan IDJ. Hal tersebut dapat dilihat dari titik knot optimal untuk masing-masing kuantil yaitu 28500, 35000, dan 29600. Menunjukkan bahwa sebelum dan sesudah nilai IDJ mencapai poin dari titik knot tersebut ada kecenderungan menurun kemudian meningkat pada data IHSG. Berdasarkan nilai GCV minimum didapatkan model optimal serta perolehan nilai GCV terkecil yaitu 5243.45 pada kuantil 0.75.

Kata Kunci: IHSG, IDJ, Kuantil, Nonparametrik, Spline Smoothing

1. Pendahuluan

Analisis regresi yaitu metode statistik yang ditujukan untuk menyelidiki pengaruh dan pola hubungan dari variabel prediktor terhadap variabel respon. *Ordinary Least Square* (OLS) adalah estimator yang sering digunakan dalam analisis regresi [1]. Metode OLS didasarkan pada distribusi *mean* sehingga metode OLS dinilai rentan terhadap pencilan [2]. Adanya pencilan pada data membuat hasil estimasi parameter terlihat tidak stabil atau menghasilkan bias. Regresi kuantil ialah satu dari banyak

metode analisis regresi yang dicetuskan oleh sejumlah peneliti untuk menangani data yang memuat pencilan. Regresi kuantil merupakan salah satu teknik yang memiliki sifat *robust* [3]. Pendugaan fungsi kuantil yang berasal dari sebaran bersyarat respon dapat dilakukan pada berbagai nilai kuantil. Fleksibilitas pada pemodelan data melalui distribusi bersyarat yang bersifat heterogen adalah salah satu kelebihan dari regresi kuantil [4].

Regresi kuantil dapat digunakan dalam kasus regresi parametrik. Regresi parametrik mengasumsikan bahwa bentuk suatu fungsi diketahui, seperti linier, kuadratik maupun kubik. Namun, dijumpai sejumlah pola data yang tidak dapat dimodelkan melalui regresi kuantil parametrik dikarenakan akan ditemukan adanya eror serta hasil variasi yang relatif besar. Data yang memiliki pola tidak parametrik direkomendasikan untuk menggunakan pendekatan regresi nonparametrik [5]. Apabila asumsi mengenai bentuk kurva regresi tidak diketahui serta sekedar diasumsikan *smooth* dengan adanya keterlibatan nilai-nilai kuantil maka untuk mengestimasi fungsi regresi tersebut digunakan regresi nonparametrik kuantil [6].

Pada regresi nonparametrik, ada sejumlah estimator yang telah dikembangkan, seperti *spline*, kernel, deret fourier dan polinomial lokal. Estimator *spline* merupakan estimator yang kerap digunakan. Estimator *spline* mencakup dari sejumlah hal, seperti *spline truncated* [7], *spline smoothing* [8], serta *spline penalized* [9]. *Spline* adalah jenis potongan tersegmentasi yang menghasilkan fleksibilitas yang cukup tinggi daripada model polinomial secara umum. *Spline* terdiri dari sejumlah potongan polinomial yang terhubung pada titik-titik knot yang memiliki sifat tersegmentasi dan kontinu. Titik knot adalah titik perpaduan secara bersama yang dihasilkan sebab adanya transformasi pada perilaku pola pada interval yang dinilai berbeda atau berlainan [10].

Penelitian tentang regresi kuantil nonparametrik banyak ditemukan, termasuk Aprilia dkk (2020) yang melakukan estimasi terkait parameter regresi kuantil yang memanfaatkan *spline* kuadratik [11]. Balami dan Matdoan (2019) melakukan estimasi mengenai parameter regresi kuantil dengan penggunaan fungsi *spline truncated* [12]. Chen dkk (2019) melakukan estimasi kuantil *small area* dengan penerapan regresi *spline* [13]. Penelitian-penelitian tersebut belum menggunakan *spline smoothing* dalam proses analisisnya. Oleh sebab itu, regresi kuantil *spline smoothing* digunakan pada penelitian ini untuk memodelkan perubahan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). IHSG adalah satu dari banyak indikator yang bertujuan mengindikasikan pergerakan harga dalam saham [14]. Satu dari banyak faktor yang turut berpengaruh terhadap IHSG yakni Indeks *Dow Jones* (IDJ) atau indeks yang diperjualbelikan di New York *Stock Exchange* (NYSE). IDJ berisi nilai rata-rata dari 30 perusahaan yang disebut juga sebagai *Blue Chip Stock*, indeks ini memiliki kualitas reputasi yang tinggi dan merupakan cerminan kinerja saham diberbagai negara [15].

2. Material dan Metode

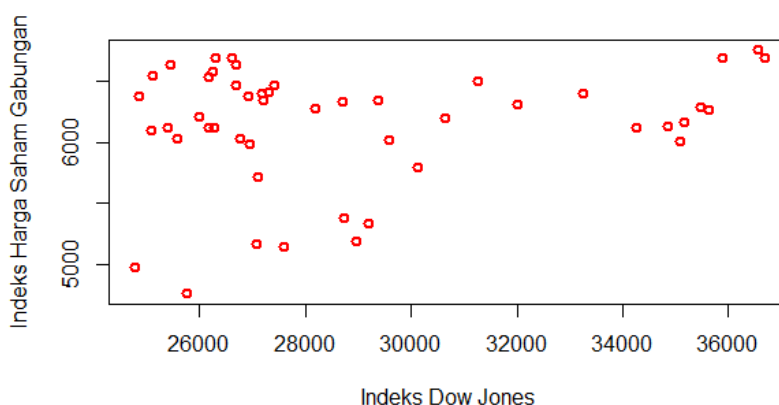
Penelitian ini memanfaatkan sumber data sekunder, yaitu data yang didapatkan dari publikasi Indonesia *Stock Exchang* dari situs www.idx.co.id dan www.yahoo.finance.com. Data dalam penelitian ini memanfaatkan data IHSG serta IDJ dalam kurun waktu Januari 2018 – Desember 2021. Data terdiri dari IHSG sebagai variabel respon (y) serta IDJ sebagai variabel prediktor (x). Model yang digunakan yaitu model regresi kuantil *spline smoothing* antara lain:

$$y_i(\tau) = \sum_{l=0}^1 \beta_l(\tau)x_1^l + \sum_{k=1}^r \beta_{(1+k)}(\tau)(x_1 - K_k) + \varepsilon_i(\tau) \quad (1)$$

Tahap pertama untuk mendapatkan model regresi kuantil *spline smoothing* yakni dengan menyusun *scatter plot* dalam mengamati pola perubahan IHSG didasarkan pada IDJ. Selanjutnya pada tahap kedua mendeteksi pencilan pada data. Pada tahap ketiga melakukan pemilihan nilai parameter pemulus dengan metode *Generalized Cross Validation* (GCV). Tahap keempat membentuk model dan kurva regresi kuantil *spline smoothing* menggunakan nilai $\tau = 0,25; 0,50$ dan $0,75$. Tahap terakhir menginterpretasikan pola hubungan IHSG berdasarkan model regresi kuantil *spline smoothing* yang optimal.

3. Hasil dan Diskusi

Pola hubungan dari variabel respon serta prediktor ditampilkan melalui *scatter plot*. *Scatter plot* diidentifikasi secara awal bentuk dari pola hubungan variabel IHSG (Y) dengan variabel IDJ (X). Pola hubungan tersebut dijadikan landasan dalam membuat model regresi. Bentuk pola hubungan dari kedua variabel ditampilkan dalam Gambar 1 berikut:



Gambar 1. *Scatter plot* dari data IHSG (y) dan IDJ (x)

Gambar 1 menunjukkan bahwa sebaran data tidak membentuk pola parametrik. Terdapat sekelompok data yaitu IHSG yang bergerombol disekitar 0 sampai 28000 poin pada IDJ. Persebaran data dan keterbatasan informasi tentang bentuk pola hubungan

dari variabel penelitian menjadi pertimbangan untuk menggunakan pendekatan regresi nonparametrik.

Regresi kuantil diaplikasikan dalam data yang memiliki pencilan. Sebagai upaya deteksi ada atau tidaknya pencilan pada data digunakan uji jarak mahalanobis (*mahalanobis distance*). Jarak mahalanobis digunakan untuk melihat jarak suatu observasi dari nilai rata-rata setiap variabel pada ruang dimensional. Uji *mahalanobis distance* didasarkan pada nilai *chi-square* dengan derajat bebas 1 (jumlah variabel prediktor) dalam signifikansi 0,05 atau $\chi^2_{(0,05;1)}$ yaitu sebesar 3,84. Data yang mempunyai jarak mahalanobis melebihi angka 3,84 dinilai sebagai data yang teridentifikasi sebagai bentuk pencilan sebagaimana ditampilkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Nilai *mahalanobis distance* untuk data yang terdeteksi pencilan

No	IHSG	IDJ	<i>Mahalanobis Distance</i>	<i>P-value</i>
1	6688,37	36679,44	4,91	0,02
2	6754,46	36565,73	5,01	0,02
3	6687,13	35892,92	4,12	0,04
15	5182,53	28957,90	4,00	0,04
18	5162,98	27071,33	4,02	0,04
19	5139,40	27580,21	4,20	0,04
20	4755,95	25758,79	8,14	0,01
21	4975,53	24764,77	6,16	0,01

Tabel 1 menunjukkan bahwa data ke-1, 2, 3, 15, 18, 19, 20 dan 21 merupakan data yang terdeteksi sebagai pencilan. Karena data IHSG dan IDJ tidak memiliki pola parametrik dan memiliki pencilan sehingga data bisa dianalisis menggunakan pendekatan regresi nonparametrik. Pada penelitian ini analisis yang diterapkan adalah regresi kuantil *spline smoothing*.

Pemodelan diawali dengan pemilihan nilai parameter penghalus (λ) dan titik knot melalui metode GCV. Nilai λ dan titik knot yang optimal adalah nilai yang meminiliki GCV minimum. Nilai GCV ditampilkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Nilai λ , titik knot dan GCV

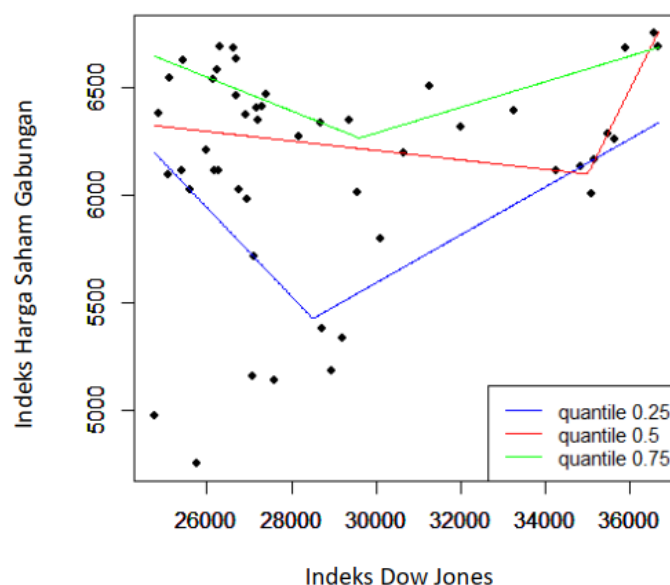
Nilai τ	Nilai λ	Titik Knot	Nilai GCV
	1.75	27500	8127.56
0.25	0.75	28500	7703.68
	0.50	32000	8017.33
	1.75	30000	8341.12
0.50	0.30	35000	6015.26

	0.50	36000	7012.44
	1.75	28000	7920.31
0.75	0.80	29600	5243.45
	0.50	32000	6671.90

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai GCV minimum untuk nilai $\tau = 0.25, 0.50$, serta 0.75 masing masing adalah 7703.68, 6015.26, dan 5243.45 dengan nilai λ optimal yaitu 0.75, 0.30, dan 0.80 serta titik knot optimal yaitu 7703.08, 6015.26, dan 5243.45. Kemudian dilanjutkan dengan estimasi model regresi kuantil *spline smoothing* pada kuantil $\tau = 0.25, 0.50$, dan 0.75 . Estimasi model regresi kuantil *spline smoothing* dapat dilihat pada Persamaan (2).

$$\begin{aligned}
 \hat{y}_i(0.25) &= 11296.95 - 0.21x_i + 0.31(x_i - 28500) \\
 \hat{y}_i(0.50) &= 6868.41 - 0.02x_i + 0.41(x_i - 35000) \\
 \hat{y}_i(0.75) &= 8591.08 - 0.07x_i + 0.13(x_i - 29600)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

Model regresi yang diperoleh untuk masing-masing kuantil dinilai berbeda, namun kecenderungan perubahan dari IHSG tidak terlihat secara signifikan. Kemudian kurva estimasi model regresi kuantil *spline smoothing* yang menunjukkan pola perubahan di setiap kuantil ditampilkan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Grafik estimasi fungsi regresi kuantil *spline smoothing* pada $\tau = 0.25, 0.50$, dan 0.75 .

Selanjutnya, nilai-nilai GCV dari model regresi untuk setiap kuantil diberikan perbandingan guna memperlihatkan model mana yang dapat menunjukkan keadaan distribusi data secara tepat dan baik. Model terbaik berupa model yang menunjukkan perolehan nilai GCV minimum. Nilai GCV minimum dapat dilihat dalam Tabel 3.

Tabel 3. Nilai GCV minimum

τ	0.25	0.50	0.75
GCV	7703.68	6015.26	5243.45

Tabel 3 menunjukkan bahwa model regresi kuantil *spline smoothing* yang mempunyai perolehan nilai GCV paling kecil adalah model regresi kuantil *spline smoothing* pada $\tau = 0.75$. Ini berarti bahwa model yang berada diatas garis regresi lebih mampu menjelaskan keragaman data. Oleh karena itu, model regresi kuantil *spline smoothing* pada perubahan IHSG yang optimal dapat dilihat pada Persamaan (3) berikut:

$$\hat{y}_i(0.75) = 8591.08 - 0.07x_i + 0.13(x_i - 29600) \quad (3)$$

Persamaan (3) menjelaskan bahwa ada dua pola perubahan data. Titik knot 29600 menunjukkan bahwa sebelum nilai IDJ (X) mencapai 29600 poin ada kecenderungan menurun pada IHSG (Y) dan untuk parameter bernilai -0.07 berarti jika IDJ (X) meningkat satu poin maka IHSG (Y) menurun sebesar 0.07 poin. Setelah IDJ (X) mencapai 29600 poin ada perubahan pola yang terjadi yaitu IHSG (Y) cenderung meningkat dan untuk parameter bernilai 0.13 berarti jika IDJ (X) meningkat satu poin maka IHSG (Y) juga meningkat sebesar 0.13 poin. hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa terdapat beberapa perubahan IHSG dalam kaitannya dengan nilai IDJ. Terjadinya penurunan pada IHSG diakibatkan karena adanya krisis ekonomi contohnya pada saat pandemi, hal ini menyebabkan sentimen negatif para investor terhadap saham saham yang ada didunia termasuk IHSG Indonesia. Selanjutnya, terjadinya peningkatan pada IHSG diakibatkan karena pada saat IDJ kembali mengalami peningkatan, indeks pasar modal dunia juga mengalami peningkatan termasuk IHSG. Hal ini mengindikasikan bahwa sebenarnya penanam modal di dalam negeri umumnya menggunakan pergerakan IDJ menjadi landasan mereka dalam mengambil keputusan untuk kegiatan investasi. Pengaruh perubahan IHSG terhadap IDJ memperlihatkan bahwa pasar modal Amerika serta Indonesia saling terintegrasi.

4. Kesimpulan

Pola perubahan IHSG diinterpretasikan melalui model regresi kuantil *spline smoothing* terhadap kuantil 0.75. Hal ini didasarkan pada kriteria GCV minimum yang ditunjukkan yang lebih kecil apabila dibandingkan dengan model regresi kuantil *spline smoothing* pada kuantil 0.25 dan 0.50. Ada dua pola perubahan IHSG dalam kaitannya

dengan IDJ. Titik knot 29600 menunjukkan bahwa sebelum nilai IDJ (X) mencapai 29600 poin ada kecenderungan menurun pada IHSG (Y) dan setelah IDJ (X) mencapai 29600 poin ada perubahan pola yang terjadi yaitu IHSG (Y) cenderung meningkat.

Pada peneliiian selanjutnya, pola perubahan IHSG berdasarkan IDJ dapat dilihat menggunakan pendekatan regresi kuantil melalui estimator *spline* lain yang selanjutnya diharapkan dapat memperoleh hasil estimasi yang jauh lebih baik dalam memberikan penjelasan terhadap model. Estimator *spline* lainnya seperti *spline truncated*, *spline penalized*, dan lain lain. Penelitian ini juga dapat dikembangkan menggunakan variabel prediktor yang lebih banyak.

Daftar Pustaka

- [1] Wahyudi, V. E., & Zain, I. Analisis IPM di Pulau Jawa Menggunakan Analisis Regresi Kuantil. *Jurnal Statistika*, 2(1), 64-69, 2014.
- [2] Balami, A. M. *Estimasi Parameter Regresi Kuantil Pada Kasus Demam Berdarah Dengue di Kota Surabaya*. Departemen Statistika FMIPA ITS, 2017.
- [3] Furno, M. Prediction on Quantile Regression. *Open Journal of Statistics*, 4, 504-517, 2014.
- [4] Puteri, W. N. A. *Pemodelan Regresi Kuanil dengan Spline Multivariat pada Data Trombosit PAsien Demam Berdarah Dengue*. Departemen Statistika FMIPA UNHAS, 2019.
- [5] Putri, W. N. A., Islamiyati, A., & Anisa. Penggunaan Regresi Multivariat pada Perubahan Trombosit Pasien Demam Berdarah Dengue. *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, 1(1), 1-9, 2020.
- [6] Islamiyati, A. Spline Polynomial Truncated dalam Regresi Nonparametrik. *Jurnal Matematika, Statistika & Komputasi*, 14(1), 54-60, 2017.
- [7] Islamiyati, A. Taksiran Kurva Regresi Spline pada Data Longitudinal dengan Kuadrat Terkecil. *Jurnal Matematika, Statistika & Komputasi*, 11(1), 97-102, 2014.
- [8] Mulyani, S. *Pemodelan Hubungan Indeks Pembangunan Manusia dan Persentase Penduduk Miskin Menggunakan Regresi Kuantil Smoothing Spline*. Bandung: Departemen Statistika FMIPA UNPAD, 2017.
- [9] Islamiyati, A., Fatmawati, & Chamidah, N. Fungsi Goodness of Fit dalam Kriteria Penalized Spline pada Estimasi Regresi Nonparametrik Birespon untuk Data Longitudinal. *Proseding Seminar Nasional Matematika dan Aplikasinya*. UNAIR Surabaya, 2017.
- [10] Islamiyati, A., Fatmawati, & Chamidah, N. Penalized Spline Estimator With Multi Smoothing Parameters in Biresponse Multipredictor Regression Model for Longitudinal Data. *Songklanakarinn Journal of Science and Technology*, 42(4), 897-909, 2020.

- [11] Aprilia, B., Islamiyati A., Anisa, & Ilyas N. Estimasi Model Regresi Kuantil Spline Kuadratik pada Data Trombosit dan Hematokrit Pasien DBD. *Jurnal Estimasi*. 1(2), 58-64, 2020.
- [12] Balami, A. M., & Matdoan M. Y. Estimasi Parameter Regresi Kuantil Dengan Fungsi Spline *Truncated* Pada Kasus Demam Berdarah *Dengue* di Kota Surabaya. *Jurnal MSA*, 7(1), 44-53, 2019.
- [13] Chen, Z., Chen, J. & Zhang, Q. Small Area Quantile Estimation Via Spline Regression and Empirical Likelihood. *Survey Methodology*, 45(1), 81-99, 2019.
- [14] Permathasari, P., Devianto, D., & Mayastri. Multivariate Adaptive Regression Spline dan Regresi Kuantil Pada Indeks Harga Saham Gabungan Periode 2013-2018. *Jurnal Statistika*, 6(2), 94-103, 2018.
- [15] Wicaksono, I. S. & Yasa, G. W. Pengaruh Fed Rate, Indeks Dow Jones, Nikkei 225, Hang Seng Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan. *E-Jurnal Akuntansi*. 18(1), 358-385, 2017.