

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	15
4.1 Estimasi Parameter Regresi Kuantil <i>Spline Smoothing</i> yang bersesuaian dengan Data Indeks Harga Saham Gabungan.....	15
4.2 Pemodelan Hubungan antara Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks <i>Dow Jones</i> berdasarkan Model Regresi Kuantil <i>Spline Smoothing</i>	18
4.2.1 Analisis Deskriptif	18
4.2.2 Spesifikasi Model	18
4.2.3 Pemilihan Parameter Penghalus	20
4.2.4 Pemodelan Regresi Kuantil <i>Spline Smoothing</i>	21
4.2.5 Interpretasi Model Regresi Kuantil <i>spline smoothing</i> dengan nilai $\tau = 0.25, 0.50$ dan 0.75 Pada Data Indeks Harga Saham Gabungan ...	23
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	26
5.1 Kesimpulan	26
5.2 Saran	26
DAFTAR PUSTAKA	27
LAMPIRAN.....	31

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1 *Scatter plot* variabel IHSG dan IDJ19

Gambar 4.2 Grafik estimasi fungsi regresi kuantil *spline smoothing* pada
 $\tau = 0,25, 0,50$ dan $0,75$ 23

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel awal metode simpleks untuk kasus regresi kuantil.....	7
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data IHSG dan IDJ	18
Tabel 4.2 Nilai <i>Mahalanobis Distance</i> untuk Data yang Terdeteksi Pencilan ..	20
Tabel 4.3 Nilai Parameter Penghalus dan GCV	20
Tabel 4.4 Nilai GCV, titik knot untuk regresi kuantil <i>spline smoothing</i> pada $\tau = 0,25$ dan $\lambda = 0,75$	21
Tabel 4.5 Nilai GCV, titik knot untuk regresi kuantil <i>spline smoothing</i> pada $\tau = 0,50$ dan $\lambda = 0,30$	22
Tabel 4.6 Nilai GCV, titik knot untuk regresi kuantil <i>spline smoothing</i> pada $\tau = 0,75$ dan $\lambda = 0,80$	22

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks *Dow Jones*31

Lampiran 2. Ilustrasi estimasi parameter regresi kuantil dengan *spline smoothing* menggunakan algoritma simpleks.....32

Lampiran 3. Nilai *Mahalanobis Distance*37

Lampiran 4. Nilai Parameter $\hat{\beta}$ 39

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi adalah suatu metode statistik yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor. Dalam analisis regresi linier terdapat beberapa estimasi parameter model, salah satunya adalah *Ordinary Least Square* (OLS). Prinsip dari metode OLS yaitu meminimumkan jumlah kuadrat dari eror (Wahyudi dan Zain, 2014). Metode OLS merupakan metode yang umum digunakan dalam analisis regresi, namun metode OLS sangat rentan terhadap pencilan. Adanya pencilan membuat hasil estimasi parameter menjadi tidak stabil atau menghasilkan bias. Analisis regresi dengan metode OLS didasarkan pada distribusi *mean*. Dalam distribusi *mean* nilai *mean* hanya menunjukkan ukuran pemusatan dari suatu distribusi sehingga hanya sejumlah kecil informasi yang diketahui dari keseluruhan distribusi. Oleh karena itu, pendekatan menggunakan metode OLS tidak dapat mewakili keseluruhan data dari distribusi. Salah satu analisis regresi yang telah dikembangkan oleh beberapa peneliti untuk menangani data yang mengandung pencilan adalah regresi kuantil.

Koenker dan Basset (1978) memperkenalkan regresi kuantil sebagai salah satu teknik yang bersifat *robust*. Regresi kuantil adalah metode yang berguna dalam mengestimasi parameter karena regresi kuantil tidak mudah terpengaruh karena adanya pencilan sehingga pencilan tidak mengganggu kestabilan data yang diperoleh (Wahyudi dan Zain, 2014). Pendugaan fungsi kuantil dari sebaran bersyarat respon dilakukan pada berbagai nilai kuantil yang diinginkan. Setiap kuantil menggambarkan titik tertentu dari distribusi bersyarat. Keuntungan dari regresi kuantil adalah fleksibilitasnya dalam memodelkan data dengan distribusi bersyarat yang heterogen (Puteri dkk., 2020).

Kajian penelitian dengan menggunakan regresi kuantil dapat digunakan pada kasus regresi parametrik. Regresi parametrik yaitu regresi yang mengasumsikan bahwa bentuk suatu fungsi diketahui, seperti linier, kuadratik maupun kubik. Namun, dalam kondisi tertentu, terdapat beberapa pola data yang tidak dapat dimodelkan dengan regresi kuantil parametrik karena akan menghasilkan eror dan variasi yang besar. Data yang memiliki pola yang tidak parametrik disarankan

untuk menggunakan pendekatan regresi nonparametrik. Regresi nonparametrik kuantil digunakan untuk mengestimasi fungsi regresi ketika asumsi tentang bentuk kurva regresi tidak diketahui dan hanya diasumsikan *smooth* dengan melibatkan nilai-nilai kuantil (Aprilia dkk., 2020).

Pada regresi nonparametrik, ada beberapa estimator yang telah dikembangkan, seperti *spline*, kernel, deret fourier dan polinomial lokal. Estimator yang sering digunakan adalah estimator *spline*. Estimator *spline* terdiri dari beberapa, seperti *spline truncated*, *spline smoothing*, dan *spline penalized*. *Spline* merupakan jenis potongan yang tersegmen sehingga lebih fleksibel dibandingkan dengan model polinomial pada umumnya (Islamiyati dkk., 2020). *Spline* terdiri atas beberapa potongan polinomial yang memiliki sifat tersegmen dan kontinu serta memiliki orde tertentu yang saling bersambung pada titik-titik knot. Titik knot merupakan titik perpaduan bersama yang terjadi karena terdapat perubahan perilaku pola pada interval yang berlainan (Aprilia dkk., 2020).

Penelitian mengenai regresi kuantil nonparametrik telah banyak dilakukan, diantaranya, Aprilia dkk (2020) yang mengestimasi parameter regresi kuantil menggunakan *spline* kuadrat. Balami dan Matdoan (2019) mengestimasi parameter regresi kuantil menggunakan fungsi *spline truncated*. Chen dkk (2019) mengestimasi kuantil *small area* melalui regresi *spline*. Penelitian-penelitian tersebut belum menggunakan *spline smoothing* dalam proses analisisnya. *Spline smoothing* digunakan agar hasil dari fungsi yang diperoleh lebih akurat sehingga dalam penelitian ini menggunakan regresi kuantil *spline smoothing*. Model regresi kuantil *spline smoothing* akan diaplikasikan pada data Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks *Dow Jones*.

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah salah satu indikator yang digunakan untuk menunjukkan pergerakan harga saham. IHSG digunakan oleh para investor untuk melihat representasi harga saham keseluruhan, alat analisis yang tepat untuk menganalisis kenaikan atau penurunan dari harga saham yaitu analisis fundamental dan analisis teknis. Pada analisis fundamental harga saham diprediksi dengan menggunakan harga saham domestik dan menyelidiki faktor-faktor yang mempengaruhi harga saham. Sedangkan pada analisis teknis investor dapat memprediksi harga saham berdasarkan harga di masa lalu (Permathasari dkk.,

2018). Salah satu faktor yang mempengaruhi IHSG adalah Indeks *Dow Jones* (IDJ) yang merupakan nilai rata-rata 30 perusahaan industri tertentu yang dikenal dengan *Blue Chip Stock* yang diperdagangkan di *New York Stock Exchange* (NYSE), indeks ini merupakan cerminan kinerja saham yang memiliki kualitas reputasi yang tinggi. Nilai saham memiliki kecenderungan naik turun pada waktu tertentu sehingga diperlukan analisis mengenai pengaruh IDJ terhadap IHSG. Oleh karena itu, penelitian ini mengkaji mengenai estimasi Indeks Harga Saham Gabungan berdasarkan model regresi kuantil *spline smoothing*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana estimasi parameter regresi kuantil *spline smoothing* yang bersesuaian dengan data Indeks Harga Saham Gabungan?
2. Bagaimana hubungan antara Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks *Dow Jones* berdasarkan model regresi kuantil *spline smoothing*?

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan sebelumnya, batasan masalah pada penelitian ini yaitu metode yang digunakan adalah metode regresi kuantil *spline smoothing* yang terbatas pada satu variabel prediktor. Pada penelitian ini nilai kuantil yang digunakan terdiri dari $\tau = 0,25, 0,50$ dan $0,75$.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan estimasi parameter regresi kuantil *spline smoothing* yang bersesuaian dengan data Indeks Harga Saham Gabungan.
2. Memperoleh hubungan antara Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks *Dow Jones* berdasarkan model regresi kuantil *spline smoothing*.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberi manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai estimasi fungsi dan model regresi kuantil *spline smoothing*.
2. Sebagai referensi mengenai regresi kuantil *spline smoothing*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Kuantil

Koenker dan Basset (1978) memperkenalkan suatu pendekatan dalam analisis regresi yang disebut sebagai regresi kuantil. Regresi kuantil adalah suatu pendekatan dalam analisis regresi yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor tidak hanya pada ukuran pemusatan variabel respon namun juga pada berbagai kuantil (Mulyani, 2017). Regresi kuantil sangat berguna jika distribusi dari data tidak homogen (*heterogenous*) dan tidak berbentuk standar. Bentuk tidak standar tersebut seperti tidak simetris dan terdapat ekor pada sebaran data (Balami dan Matdoan, 2019).

Misalkan diberikan data $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, p$ adalah himpunan berpasangan variabel acak yang berdistribusi secara independen dan identik dengan kuantil $\tau \in (0,1)$. Data tersebut memiliki fungsi distribusi peluang bersyarat $F(y|x_i) = P(Y \leq y|x_i)$ dan fungsi invers $F^{-1}(\tau) = \inf\{y: F(y) \geq \tau\}$ yang merupakan kuantil ke- τ didefinisikan sebagai $Q_\tau(y) = \inf\{y: F(y) \geq \tau\} = F^{-1}(\tau)$ yang merupakan fungsi kuantil ke- τ dari variabel respon y (Davino dan Furno, 2014). Persamaan umum regresi kuantil linier khusus untuk kuantil bersyarat dari variabel respon y_i yaitu:

$$y_i(\tau) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_{i1} + \dots + \beta_p(\tau)x_{ip} + \varepsilon_i(\tau), \quad (2.1)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n$ $j = 1, 2, \dots, p$.

y_i : variabel respon pada pengamatan ke- i

β_0 : konstanta parameter

τ : nilai kuantil $[0,1]$

β_j : parameter dari variabel ke- j

x_{ij} : variabel prediktor pada pengamatan ke- i dan variabel ke- j

ε_i : eror ke- i

Jika model regresi kuantil disajikan dalam bentuk matriks, Persamaan (2.1) dapat ditulis seperti pada Persamaan (2.2):

$$\begin{bmatrix} y_1(\tau) \\ y_2(\tau) \\ \vdots \\ y_n(\tau) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0(\tau) \\ \beta_1(\tau) \\ \vdots \\ \beta_p(\tau) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(\tau) \\ \varepsilon_2(\tau) \\ \vdots \\ \varepsilon_n(\tau) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Selanjutnya Persamaan (2.2) dapat ditulis dalam bentuk model linier seperti Persamaan (2.3)

$$\mathbf{y}(\tau) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(\tau) + \boldsymbol{\varepsilon}(\tau), \quad (2.3)$$

dengan:

$\mathbf{y}(\tau)$: vektor kolom berukuran $n \times 1$ dari variabel respon y

\mathbf{X} : matriks berukuran $n \times (p + 1)$ dengan n observasi pada p variabel x_j dengan $j = 1, 2, \dots, p$

$\boldsymbol{\beta}$: vektor kolom berukuran $(p + 1) \times 1$ dari parameter β_j dengan $j = 1, 2, \dots, p$

$\boldsymbol{\varepsilon}$: vektor kolom berukuran $n \times 1$ dari eror ε_i

Jika fungsi bersyarat dari kuantil ke $-\tau$ dengan variabel independen X tertentu, maka fungsi bersyarat tersebut didefinisikan dalam Persamaan (2.4) berikut:

$$Q_\tau(y_i|x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}) = Q_\tau(y|X) = \mathbf{X}'_i\boldsymbol{\beta}(\tau), \quad (2.4)$$

Koefisien $\boldsymbol{\beta}$ pada Persamaan (2.4) dapat diestimasi dengan meminimumkan fungsi objektif kuantil seperti pada Persamaan (2.5) berikut:

$$\min_{\boldsymbol{\beta} \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \mathbf{X}'_i\boldsymbol{\beta}) \quad (2.5)$$

dengan $y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ merupakan sampel acak dengan variabel dependen Y dan $x_i \in \mathbb{R}^p$ merupakan vektor kovariat, sedangkan ρ_τ merupakan fungsi *loss* (Balami, 2017).

2.2 Estimasi Parameter Regresi Kuantil

Estimasi parameter dalam regresi OLS, hanya dapat digunakan untuk memberi solusi pada masalah *mean* sehingga Koenker dan Basset (1978) mengembangkan metode alternatif yaitu regresi kuantil. Regresi dengan metode OLS diestimasi dengan meminimumkan jumlah kuadrat eror, sedangkan regresi kuantil akan meminimumkan jumlah absolut eror yang lebih dikenal dengan *least absolute deviation* (LAD).

Pada regresi kuantil, eror diberi bobot yang berbeda. Bobot yang digunakan yaitu τ untuk nilai eror yang lebih besar atau sama dengan nol, dan $1 - \tau$ untuk eror yang kurang dari nol. Perkalian antara eror dengan bobot yang diberikan disebut fungsi *loss* ρ_τ , yang dinyatakan pada Persamaan (2.6) berikut:

$$\rho_\tau(\varepsilon) = \sum_{i=1, \varepsilon_i \geq 0}^n \tau |\varepsilon_i| + \sum_{i=1, \varepsilon_i < 0}^n (1 - \tau) |\varepsilon_i| \quad (2.6)$$

Dengan demikian, dalam regresi kuantil terdapat fungsi kuantil ke- τ dari variabel y dengan syarat x yang mempertimbangkan penduga $\beta(\tau)$, sehingga diperoleh solusi untuk permasalahan tersebut yang dinyatakan pada Persamaan (2.7) berikut:

$$\min_{\beta \in R^p} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(\varepsilon) = \min_{\beta \in R^p} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - Q_\tau(y|x)) \quad (2.7)$$

dengan:

y_i : variabel respon ke- i

$\rho_\tau(\varepsilon)$: fungsi *loss*

τ : indeks kuantil dengan $\tau \in (0,1)$

$Q_\tau(y|x)$: fungsi kuantil dari variabel y dengan syarat x

Fungsi untuk kuantil bersyarat $Q_\tau(y|x)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$Q_\tau(y|x) = \mathbf{X}'_i \boldsymbol{\beta}(\tau) \quad (2.8)$$

Dalam regresi kuantil, parameter $\hat{\beta}(\tau)$ diperoleh dengan meminimumkan fungsi *loss* dari Persamaan (2.7) seperti pada Persamaan (2.9) berikut:

$$\hat{\beta}(\tau) = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(\varepsilon) = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \mathbf{X}'_i \boldsymbol{\beta}) \quad (2.9)$$

dengan $\rho_\tau(\varepsilon)$ pada Persamaan (2.9) didefinisikan

$$\rho_\tau(\varepsilon) = \begin{cases} \tau \varepsilon, & \varepsilon \geq 0 \\ (1 - \tau) \varepsilon, & \varepsilon < 0 \end{cases}$$

dengan mempertimbangkan $\hat{\beta}(\tau)$, sehingga diperoleh solusi untuk permasalahan tersebut yang dinyatakan pada Persamaan (2.10) berikut:

$$\hat{\beta}(\tau) = \min_{\beta} \left\{ \tau \sum_{i=1, \varepsilon_i \geq 0}^n |y_i - \mathbf{X}'_i \boldsymbol{\beta}(\tau)| + (1 - \tau) \sum_{i=1, \varepsilon_i < 0}^n |y_i - \mathbf{X}'_i \boldsymbol{\beta}(\tau)| \right\} \quad (2.10)$$

Solusi dari Persamaan (2.10) tidak dapat diperoleh secara analitik, tetapi secara numerik. Salah satu metode numerik yang digunakan adalah algoritma simpleks. Algoritma simpleks adalah metode yang dikembangkan oleh Barrodale dan Robert pada tahun 1974. Algoritma simpleks memberikan solusi permasalahan program linier yang melibatkan beberapa variabel keputusan dengan bantuan komputasi (Davino dan Furno, 2014).

Algoritma simpleks memerlukan sebuah tabel simpleks atau yang biasa dikenal dengan tabulasi simpleks seperti Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tabel metode simpleks untuk kasus regresi kuantil

c_j			0	0	...	0	τ	...	τ	$(1 - \tau)$...	$(1 - \tau)$
c_b	v_b	w_b	x_1	x_2	...	x_n	d_{11}	...	d_{1n}	d_{1n}	...	d_{1n}
d_{11}^+	x_1	b_1	a_{ij}									
d_{21}^+	x_2	b_2										
\vdots	\vdots	\vdots										
d_{n1}^+	x_n	b_n										
z_j												
$c_j - z_j$												

Pengisian Tabel 2.1 diuraikan sebagai berikut:

- Baris c_j diisi dengan koefisien fungsi tujuan.
- Kolom c_b diisi dengan koefisien variabel yang menjadi basis.
- Kolom v_b diisi dengan nama-nama variabel yang menjadi basis (variabel yang menyusun matriks identitas).
- Kolom w_b diisi dengan nilai ruas kanan dari kendala.
- Baris z_j diisi dengan rumus $z_j = \sum d_i a_{ij}, j = 1, 2, \dots, n$.

Berikut ini akan diberikan proses algoritma simpleks, yaitu:

- Mengubah terlebih dahulu masalah optimasi linear ke bentuk standar.
- Menentukan kolom kunci, yaitu untuk masalah maksimum memilih $c_j - z_j$ yang terbesar, sedangkan untuk masalah minimum memilih $c_j - z_j$ yang terkecil.
- Menentukan baris kunci, yaitu dari nilai rasio antara nilai ruas kiri (b_i) dengan koefisien kolom kunci (a_{ij}), pilih yang terkecil (untuk masalah minimum atau maksimum). Rasio = $\frac{b_i}{a_{ij}}$, dengan rasio > 0 .
- Menentukan pivot dari perpotongan antara kolom kunci dan baris kunci yang dinamakan elemen kunci atau elemen penentu iterasi algoritma simpleks dan akan diubah nilainya menjadi 1.

5. Selanjutnya, melakukan operasi baris dasar (OBD) berdasarkan pivot untuk baris lainnya, termasuk baris $c_j - z_j$ dengan nilai elemen-elemen yang termasuk di dalam kolom kunci dijadikan nol (selain elemen yang dijadikan pivot).
6. Proses iterasi untuk masalah maksimum berhenti jika nilai pada baris $c_j - z_j \leq 0$, berarti solusi sudah optimal. Apabila masih ada $c_j - z_j > 0$ (positif), maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut. Untuk masalah minimum berhenti jika semua nilai pada baris $c_j - z_j \geq 0$. Apabila masih ada $c_j - z_j < 0$, maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut (Khairunnisa, 2015).

2.3 Regresi Nonparametrik *Spline Smoothing*

Regresi nonparametrik adalah salah satu alat statistik yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara dua variabel acak atau lebih. Misalkan variabel Y adalah variabel respon dan X adalah variabel prediktor, dan terdapat pasangan data $\{(X_i, Y_i)\}, i = 1, 2, \dots, n$, maka secara umum hubungan antara X dan Y mengikuti model regresi seperti pada Persamaan (2.11):

$$Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

dengan:

Y_i : variabel respon

$m(X_i)$: fungsi regresi yang belum diketahui dan akan ditaksir

ε_i : eror yang menggambarkan variasi Y disekitar $m(X_i)$

Jika fungsi $m(X_i)$ adalah fungsi yang tidak mengikuti bentuk kurva tertentu, maka dilakukan pendekatan regresi nonparametrik. Hal ini karena regresi nonparametrik akan mencari sendiri bentuk estimasi dari data yang ada. Cara ini lebih fleksibel dibanding regresi parametrik karena tidak memerlukan informasi apapun tentang sebaran data (Meimela, 2020).

Regresi *spline* adalah salah satu model regresi yang dibangun dari potongan atau segmen (*piecewise*) dari fungsi polinomial. Segmen-segmen *spline* lebih fleksibel dibandingkan polinomial biasa, sehingga kurva yang terbentuk dapat menyesuaikan dengan data dan tetap memperhitungkan kelulusan kurva. Diantara metode regresi nonparametrik, estimator *spline* memiliki fleksibilitas yang tinggi. *Spline* memiliki keunggulan dalam mengatasi pola data dengan bantuan titik titik knot dan kurva yang dihasilkan relatif mulus (Hardle, 1990). Metode *spline* dalam

regresi nonparametrik dapat ditemui dalam banyak bentuk, diantaranya adalah *spline smoothing* dan *spline truncated*. Kedua metode *spline* tersebut masing-masing menggunakan parameter yang berbeda untuk membuat estimasi kurva regresi fleksibel, yaitu parameter penghalus pada *spline smoothing* dan titik knot pada *spline truncated* (Islamiyati dkk., 2018).

Fungsi *spline* linier merupakan fungsi *spline* dengan derajat satu. Fungsi *spline* linier dengan k titik knot dapat dilihat pada Persamaan (2.12) berikut:

$$f(x_i) = \sum_{l=0}^1 \beta_l x_i^l + \sum_{k=1}^r \beta_{1+k} (x_i - K_k)_+ \quad (2.12)$$

dengan:

$f(x_i)$: fungsi regresi

x_i : variabel prediktor

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{1+r}$: parameter regresi

K_k : titik knot ke- k , $k = 1, 2, \dots, r$

$(x_i - K_k)_+$: fungsi ke- i dengan knot di K_k

dengan fungsi *truncated* sebagai berikut:

$$(x_i - K_k)_+ = \begin{cases} (x_i - K_k)_+, & x_i \geq K_k \\ 0, & x_i < K_k \end{cases}$$

Regresi *spline smoothing* adalah pemulusan data dengan menggunakan fungsi *spline* sehingga diperoleh jumlah kuadrat error yang bernilai kecil. Salah satu cara agar fungsi cukup halus adalah memberikan pemulus (*penalty*). Estimasi fungsi *spline* $f(x_i)$ adalah meminimumkan Persamaan (2.13) berikut:

$$\sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2 + \lambda \int_a^b [f''(x)]^2 dx \quad (2.13)$$

dengan:

$\sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2$: jumlah kuadrat dari error

$\int_a^b [f''(x)]^2 dx$: ukuran kemulusan (*roughness penalty*)

λ : parameter penghalus

Nilai λ berada diantara 0 sampai ∞ . Jika λ mendekati nol, maka kurva cenderung terlihat kasar akan tetapi ketepatan model tinggi dengan kondisi jarak antara data dan nilai dugaan sangat dekat. Sebaliknya jika nilai λ menuju tak hingga maka kelengkungan kurva sangat kecil dan mulus, akan tetapi ketepatan model

rendah. Jarak antara data dan nilai dugaan sangat jauh sehingga nilainya akan sama dengan *roughness penalty* (Meimela, 2020).

2.4 Regresi Kuantil *Spline Smoothing*

Metode regresi kuantil *spline smoothing* merupakan pemodelan regresi yang mengestimasi kurva tidak hanya pada ukuran pemusatan (bersyarat median) variabel respon, namun pada berbagai kuantil dengan menggunakan teknik *spline smoothing*. Koenker dkk (1994) menyebutkan bahwa solusi regresi kuantil *spline smoothing* diperoleh dengan meminimumkan Persamaan (2.14) berikut:

$$\sum_{i=1}^n \rho_{\tau}[y_i - f(x_i)]^2 + \lambda \int_a^b [f''(x)]^2 dx \quad (2.14)$$

dengan $0 = x_0 < x_1 < \dots < x_n < x_{n+1} = 1$

ρ_{τ} : fungsi *loss*

λ : parameter penghalus dengan $\lambda \in \mathbb{R}_+$

x_i : titik knot

$f''(x)$: adalah fungsi kontinu yang termuat dalam suatu ruang sobolev dalam selang [a,b]

Fungsi objektif regresi kuantil *spline smoothing* dapat dilihat pada Persamaan (2.15) berikut (Meimela, 2020):

$$\min \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - f(x_i)) + \lambda \sum_{i=1}^{n-1} |f'(x_{i+1}) - f'(x_i)| \quad (2.15)$$

2.5 Pemilihan Parameter Penghalus

Dalam membentuk regresi *spline smoothing* yang optimal tergantung pada parameter penghalus. Untuk menyeleksi parameter penghalus digunakan *Generalized Cross Validation* (GCV). Kriteria pemilihan parameter dengan GCV dirumuskan sebagai berikut (Meimela, 2020):

$$GCV(\lambda) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2}{\left(1 - \frac{1}{n} \text{tr} [A(\lambda)]\right)^2}$$

dengan:

n : jumlah observasi

$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$: nilai *mean square error* (MSE)

$A(\lambda)$: matriks parameter penghalus dengan ukuran $n \times n$

2.6 Indeks Harga Saham Gabungan dan Indeks Dow Jones

Indeks harga saham gabungan (IHSG) atau sering disebut *Jakarta Composite Index* menjadi salah satu indikator dalam melihat pergerakan pasar saham di Indonesia. Agar IHSG dapat menggambarkan pasar yang wajar. Bursa Efek Indonesia berhak untuk memasukkan maupun mengeluarkan salah satu saham untuk menggambarkan pergerakan IHSG (Mayzan dan Sulasmiyati, 2018). IHSG merupakan salah satu tolak ukur para investor untuk mengambil keputusan berinvestasi dalam pasar modal, terutama pada saham yang berperan sebagai indikator tren pasar. Perhitungan Indeks Harga Saham Gabungan mencakup seluruh saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. IHSG menggambarkan suatu rangkaian informasi historis mengenai pergerakan harga saham gabungan seluruh saham indeks tersebut disajikan untuk periode tertentu. Dalam hal ini mencerminkan suatu nilai yang berfungsi sebagai pengukuran kinerja suatu saham gabungan dibursa efek (Wicaksono dan Yasa, 2017).

Indeks *Dow Jones* (IDJ) adalah salah satu indeks pasar saham yang didirikan oleh penerbit *the Wall Street Journal* dan pemilik *Dow Jones* dan Perusahaan pasar saham di AS. IDJ merupakan indeks tertua di Amerika Serikat dan mulai diperkenalkan pada 26 Mei 1896 dengan 20 perusahaan industry. Saat ini IDJ terdiri dari 30 perusahaan industri terbesar di Amerika Serikat yang sudah melakukan IPO (*Initial Public Offering*) (Mayzan dan Sulasmiyati, 2018).

IDJ dipilih karena sampai saat ini perekonomian Amerika Serikat memiliki pengaruh yang sangat berdampak bagi seluruh negara. Pasar Amerika Serikat adalah pasar modal yang paling berpengaruh, sehingga perubahan pasar Amerika Serikat akan dapat mempengaruhi pasar modal lainnya. Sunariyah (2006) mengatakan bahwa dengan naiknya IDJ, ini berarti bahwa perekonomian Amerika Serikat ikut membaik. Pertumbuhan ekonomi Amerika Serikat dapat mendorong pertumbuhan ekonomi Indonesia melalui kegiatan ekspor maupun aliran modal masuk baik investasi langsung maupun melalui pasar modal (Wicaksono dan Yasa, 2017). Hasil penelitian dari Muharam dan Nurafni (2008), menunjukkan bahwa IDJ berpengaruh positif dan signifikan terhadap return saham. Oleh karena itu, secara teori dapat disimpulkan bahwa IDJ berpengaruh terhadap IHSG.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data yang diperoleh dari publikasi Indonesia *Stock Exchange* melalui situs www.idx.co.id dan www.yahoo.finance.com. Data yang digunakan adalah data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan Indeks *Dow Jones* (IDJ) dalam kurun waktu Januari 2018 – Desember 2021. Data dapat dilihat pada Lampiran 1.

3.2 Identifikasi Variabel

Variabel yang diamati pada penelitian ini terdiri dari variabel respon dan variabel prediktor. Variabel respon adalah variabel yang dipengaruhi atau menjadi akibat karena adanya perlakuan terhadap variabel prediktor. Variabel respon dalam penelitian ini adalah IHSG (Y), yaitu salah satu indikator yang digunakan untuk menunjukkan pergerakan harga saham. Selanjutnya, variabel prediktor adalah variabel yang mempengaruhi atau yang menjadi sebab berubahnya variabel respon. Variabel prediktor yang akan digunakan dalam penelitian yaitu IDJ (X), yaitu nilai rata-rata 30 perusahaan industry tertentu yang dikenal dengan *Blue Chip Stock* yang diperdagangkan di *New York Stock Exchange* (NYSE), indeks ini merupakan cerminan kinerja saham yang memiliki kualitas reputasi yang tinggi.

3.3 Metode Analisis

Pendekatan analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah model regresi kuantil dengan estimator *spline smoothing*. Pengolahan data dilakukan menggunakan *software R-Studio*. Langkah-langkah yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan estimasi model Indeks Harga Saham Gabungan berdasarkan model regresi kuantil *spline smoothing* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Diberikan data Indeks Harga Saham Gabungan sebagai variabel respon dan Indeks *Dow Jones* sebagai variabel prediktor dengan $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, 48$, adalah himpunan berpasangan variabel acak yang berdistribusi secara independen dengan kuantil $\tau \in (0, 1)$ yang mengikuti model regresi kuantil linier