
MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINE DAN REGRESI KUANTIL PADA INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN PERIODE 2013-2018

Putri Permathasari¹, Dodi Devianto², Mayastri³

¹ Pasca Sarjana Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas
^{2,3} Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas
Alamat e-mail : ¹putripermathasari@yahoo.com

ABSTRAK

Indeks Harga Saham Gabungan yang disingkat dengan IHSG adalah indikator pergerakan harga saham. IHSG merupakan salah satu pedoman bagi investor untuk melakukan investasi di pasar modal. Data IHSG yang fluktuatif cenderung melanggar asumsi normalitas, homoskedastisitas, autokorelasi, dan multikolinearitas. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan memodelkan data IHSG menggunakan regresi nonparametrik diantaranya metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) dan metode Regresi Kuantil, dengan variabel prediktor suku bunga, inflasi, nilai tukar (kurs), gold, Indeks Down Jones dan Indeks Nikkei 225. Data IHSG yang digunakan adalah periode April 2013 sampai dengan April 2018. Model terbaik dipilih dengan membandingkan nilai R^2 dan MSE metode MARS dan metode Regresi Kuantil. Dari analisis nilai R^2 metode MARS lebih besar dari metode Regresi Kuantil. Sedangkan nilai MSE metode MARS lebih kecil dari metode Regresi Kuantil. Ini artinya regresi MARS lebih baik digunakan pada penelitian IHSG ini.

Kata kunci : *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS), Regrsi Kuantil, IHSG.

PENDAHULUAN

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah salah satu indikator yang digunakan untuk menunjukkan pergerakan harga saham [1]. IHSG sering digunakan oleh para investor untuk melihat representasi harga saham keseluruhan, suatu alat analisis yang tepat untuk menganalisa kenaikan atau penurunan dari harga saham ada dua cara yaitu dengan 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.

Dalam menjelaskan pola hubungan variabel respon dan variabel prediktor, terdapat beberapa metode yang dapat digunakan seperti metode regresi nonparametrik. Kelebihan regresi nonparametrik adalah tidak mengharuskan adanya pemenuhan asumsi klasik [7]. Ada beberapa metode regresi nonparametrik diantaranya *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) yang pertama kali dipopulerkan oleh [5], dan regresi kuantil yang pertama kali diperkenalkan oleh [2].

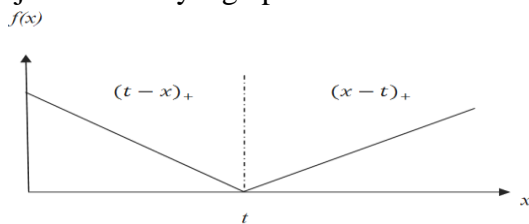
Regresi *spline* adalah regresi yang terdiri atas beberapa penggal atau potongan polinom berorde tertentu yang saling bersambung pada *knot* [4]. Sedangkan regresi kuantil menggunakan pendekatan pendugaan parameter dengan

memisahkan atau membagi data menjadi kuantil-kuantil, dengan menduga fungsi kuantil bersyarat pada suatu sebaran data tersebut dan meminimumkan sisaan mutlak berbobot yang tidak simetris. Selanjutnya akan dianalisis faktor-faktor yang mempengaruhi indeks harga saham gabungan (IHSG) menggunakan model *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan metode Regresi Kuantil (*Quantile Regression*).

Pada penelitian ini tujuan yang ingin dicapai yaitu untuk mengestimasi *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) pada variabel prediktor Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) terbaik menggunakan kriteria *Generalized Cross Validation* (GCV) dan koefisien determinasi R^2 . Estimasi Regresi nonparametrik Kuantil pada variabel prediktor Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) untuk mengukur kebaikan model pada tiap model dengan menggunakan koefisien determinasi R^2 . Selanjutnya membandingkan Estimasi Nonparametrik *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) dan Estimasi Kuantil dengan membandingkan nilai koefisien determinasi R^2 .

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

Pembentukan model MARS (*Multivariate Adaptive Regression Spline*) diawali dengan terlebih dahulu menentukan *knot* dan fungsi basis setiap variabel prediktor dengan cara membuat plot setiap variabel prediktor dengan variabel respon. Sebuah model MARS yang baik ditentukan oleh lokasi dan jumlah *knot* yang optimum.



Gambar 1. Spline dengan 1 titik Knot

Model MARS difokuskan untuk mengatasi permasalahan dimensi yang tinggi dan diskontinuitas pada data. Selain itu, MARS merupakan pengembangan dari pendekatan *Recursive Partition Regression (RPR)* yang masih memiliki kelemahan, dimana model yang nantinya dihasilkan pada metode ini tidak kontinu pada *knot*. Model MARS dapat ditulis [5][11]

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{k_m} (S_{km}(x_{v(km)} - t_{km}))_+$$

dimana

a_0 = konstanta regresi dari Basis Fungsi

a_m = koefisien dari basis fungsi ke- m

Koefisien $\{a_m\}_{m=1}^M$ ditentukan dengan metode kuadrat terkecil.

M = maksimum basis fungsi (*nonconstant* basis fungsi)

km = derajat interaksi

S_{km} = $\begin{cases} +1, & \text{jika } \textit{knot} \text{ terletak di kanan } \textit{subregion} \\ -1, & \text{jika } \textit{knot} \text{ terletak di kiri } \textit{subregion} \end{cases}$

$x_{v(k,m)}$ = variabel prediktor ke v , pilahan ke- k dan *subregion* ke $-m$

t_{km} = nilai *knots* dari variabel prediktor $x_{v(k,m)}$.

Model terbaik ditentukan berdasarkan kriteria *Generalized Cross Validation* (GCV), diperkenalkan oleh Wahba pada tahun 1979. Model terbaik adalah model dengan GCV minimum. Fungsi GCV didefinisikan sebagai berikut :

$$GCV(M) = \frac{1/N \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{[1 - (C(M))/N]^2},$$

dengan :

M = jumlah fungsi basis

x_i = variabel prediktor

y_i = variabel respon

N = banyaknya pengamatan
 $C(M)$ = $Trace [B(B^T B)^{-1} B^T] + 1$

Regresi Kuantil

Kuantil adalah suatu metode berdasarkan pembagian satu kelompok data atas beberapa bagian yang sama, setelah data diurutkan dari yang paling kecil atau yang terbesar [3]. Terdapat beberapa istilah untuk pengelompokan data atas beberapa bagian. Kuartil membagi suatu populasi atas empat bagian, dengan jumlah data yang sama bagi setiap bagian. Desil untuk pembagian menjadi sepuluh bagian data dengan jumlah data yang sama pada setiap bagian. Kuantil atau Persentil merangkumi semua kategori pengelompokan data tersebut [13].

Fungsi kuantil dilambangkan dengan Q_θ dengan nilai $\theta, 0 \leq \theta \leq 1$. Misalkan Y adalah variabel acak dengan fungsi distribusi kumulatif $F_Y = P(Y \leq y)$ Kuantil ke- θ dari Y adalah

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

Misalkan Y adalah variabel respon, dan X adalah variabel bebas berdimensi- p . Misalkan $F_Y(y | X = x) = P(Y \leq y | X = x)$ notasi fungsi kumulatif bersyarat dari Y diberikan $X = x$. Maka kuantil bersyarat ke- θ dari Y didefinisikan

$$Q_\theta(Y | X = x) = \inf\{y : F_Y(y | x) \geq \theta\}$$

Model linier dari persamaan regresi kuantil yang terdiri dari satu variabel respon Y dan dua atau lebih variabel bebas X , yaitu:

$$y_i = x_{i1}\beta_1(\theta) + x_{i2}\beta_2(\theta) + \dots + x_{ip}\beta_p(\theta) + \varepsilon_i \text{ untuk } i = 1, \dots, n$$

dalam bentuk matriks, persamaan diatas ditulis sebagai berikut:

$$Y = X\beta(\theta) + \varepsilon$$

dengan:

Y = vektor berukuran $n \times 1$ dari variabel respon

X = matriks berukuran $n \times p$ dari variable bebas

$\beta(\theta)$: vektor berukuran $n \times 1$ dari koefisien regresi kuantil yang bergantung pada $\theta(0 < \theta < 1)$

ε : vektor berukuran $n \times 1$ dari error.

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data yang diperoleh dari sumber yang telah dipublikasikan oleh Bank Indonesia melalui situs www.bi.go.id dan www.yahoo.finance.com. Dalam penelitian ini terdapat satu variabel prediktor (Y) yaitu Indeks Harga Saham gabungan (IHSG) maupun variabel predictor yaitu Suku Bunga (X_1), inflasi (X_2), kurs (X_3), Harga Emas (X_4), Indeks Down Jones (X_5), dan Indeks Nikkei 225 (X_6). Dimulai bulan April 2013 sampai dengan Maret 2018.

Metode Analisis

Langkah Langkah Pemodelan IHSG dengan Metode MARS dan Metode Regresi Kuantil. Pengolahan data pada penelitian ini menggunakan bantuan software R dan SPM 7. Langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut langkah estimasi model MARS :

- 1) Melakukan statistik deskriptif dan grafik plot antara variabel respon IHSG dengan masing-masing variabel prediktor sebagai langkah awal mengetahui pola hubungan antar variabel tersebut.

- 2) Melakukan pengujian parameter model regresi nonparametrik. Apabila tidak memenuhi parameter model regresi nonparametrik maka dilakukan pengurangan variabel prediktor dan kembali ke input data. Apabila memenuhi parameter model regresi nonparametrik maka dilakukan langkah selanjutnya.
- 3) Melakukan standarisasi terhadap setiap variabel yang terlibat (variabel respon dan variabel prediktor) agar memiliki skala nilai yang sama.
- 4) Menentukan maksimum jumlah fungsi basis (BF), maksimum fungsi basis yang dibolehkan adalah sebanyak dua sampai empat kali dari banyaknya variabel prediktor yang digunakan. Dalam penelitian ini digunakan 6 variabel prediktor sehingga maksimum jumlah BF adalah 12, 18, dan 24.
- 5) Menentukan jumlah maksimum interaksi, dalam penelitian ini jumlah maksimum interaksi (MI) yaitu 1, 2, dan 3. Apabila terdapat lebih dari 3 interaksi, maka akan menimbulkan interpretasi model yang sangat kompleks.
- 6) Menentukan minimum observasi (MO) yaitu 0, 1, 2, dan 3.
- 7) Melakukan Estimasi MARS.
- 8) Menentukan model MARS berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) yang terkecil yang diperoleh dari kombinasi antara BF, MI, dan MO.
- 9) Menguji signifikansi model MARS untuk mengevaluasi kecocokan model dengan uji koefisien regresi secara simultan (Uji F) maupun secara parsial (Uji t). Apabila tidak terjadi kecocokan model maka mengembalikan nilai asli setiap variabel, tanpa dilakukan standarisasi, dan kemudian kembali dilakukan estimasi model. Apabila kecocokan model terpenuhi maka dilakukan langkah selanjutnya.
- 10) Melakukan interpretasi model MARS terbaik dan interpretasi variabel- variabel yang berpengaruh di model tersebut.
- 11) Mengestimasi parameter model dengan metode regresi kuantil.
- 12) Menganalisis nilai regresi kuantil pada kuantil 0.05; 0.25; 0.50; 0.75; 0.95.
- 13) Uji signifikansi setiap parameter model dengan menggunakan p-value dan selang kepercayaan pada kuantil 0.05; 0.25; 0.50; 0.75; 0.95.
- 14) Uji kebaikan model regresi kuantil dengan menggunakan R^2 .
- 15) Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai R^2 terbesar.

HASIL PENELITIAN

Tahap pertama akan dilakukan statistik deskriptif terhadap variabel respon (Y) yaitu Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) maupun variabel prediktor (X) yaitu Suku bunga di Indonesia bulanan (X_1), inflasi (X_2), kurs (X_3), Harga Emas (X_4), Indeks Down Jones (X_5), dan Indeks Nikkei 225 (X_6). Selanjutnya dilakukan uji asumsi model regresi yaitu normalitas, uji homoskedastisitas, uji autokorelasi, dan uji multikoleniaritas. Apabila terdapat uji asumsi yang tidak terpenuhi maka termasuk model regresi nonparametrik dan dapat menggunakan metode MARS dan metode kuantil.

Uji Asumsi Model Regresi

Sebelum dilakukan metode MARS dan metode kuantil dilakukan pengujian asumsi regresi klasik. Apabila memenuhi asumsi regresi klasik maka termasuk model regresi parametrik, dan sebaliknya apabila ada yang tidak memenuhi asumsi regresi klasik maka termasuk model regresi nonparametrik dan dapat menggunakan metode MARS dan metode Kuantil

yang berarti residual berdistribusi normal. Sedangkan nilai *P-Value Asymp.Sig(2-tailed)* suku bunga di Indonesia (X_1), inflasi (X_2), kurs (X_3), dan indeks Dow Jones (X_5) kurang dari $\alpha = 0.05$ yang berarti residual berdistribusi tidak normal. Berdasarkan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa Y , X_4 , dan X_6 berdistribusi normal, sedangkan X_1 , X_2 , X_3 dan X_5 berdistribusi tidak normal.

Uji Normalitas

Berdasarkan tabel 1a. diperoleh nilai *P-Value Asymp.Sig(2-tailed)* IHSG (Y), harga emas (X_4), dan indeks Nikkei 225 (X_6) lebih dari $\alpha = 0.05$

Tabel 1. Uji Asumsi Model Regresi a. Normalitas, b. Homoskedastisitas, c. Autokorelasi, d. Multikolinieritas

a.

| One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test | | | | | | | | |
|------------------------------------|----------------|-----------|---------|-----------|------------|----------|------------|------------|
| | | IHSG | BI_RATE | INFLATION | KURS | GOLD | DOW_JONES | NIKKEI_225 |
| N | | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| Normal Parameters ^{a,b} | Mean | 5139.3711 | 6.2667 | 5.3223 | 12675.3562 | 77.1472 | 18426.3322 | 17693.2315 |
| | Std. Deviation | 584.83459 | 1.35129 | 1.89997 | 1114.55137 | 13.89782 | 2771.92974 | 2582.03543 |
| Most Extreme Differences | Absolute | .077 | .269 | .178 | .221 | .089 | .216 | .099 |
| | Positive | .077 | .169 | .178 | .121 | .089 | .216 | .068 |
| | Negative | -.053 | -.269 | -.099 | -.221 | -.055 | -.096 | -.099 |
| Kolmogorov-Smirnov Z | | .599 | 2.086 | 1.381 | 1.713 | .690 | 1.672 | .766 |
| Asymp. Sig. (2-tailed) | | .866 | .000 | .044 | .006 | .727 | .007 | .600 |

a. Test distribution is Normal.
b. Calculated from data.

b.

| Correlations | | | | | | | | |
|-------------------------|-------------------------|---------|-----------|---------|---------|-----------|------------|-------------------------|
| | | BI_RATE | INFLATION | KURS | GOLD | DOW_JONES | NIKKEI_225 | Unstandardized Residual |
| Spearman's rho BI_RATE | Correlation Coefficient | 1.000 | .665** | -.309* | -.672** | -.656** | -.388** | .096 |
| | Sig. (2-tailed) | . | .000 | .016 | .000 | .000 | .002 | .467 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| INFLATION | Correlation Coefficient | .665** | 1.000 | -.554** | -.639** | -.717** | -.457** | -.031 |
| | Sig. (2-tailed) | .000 | . | .000 | .000 | .000 | .000 | .815 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| KURS | Correlation Coefficient | -.309* | -.554** | 1.000 | .177 | .585** | .753** | -.117 |
| | Sig. (2-tailed) | .016 | .000 | . | .176 | .000 | .000 | .373 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| GOLD | Correlation Coefficient | -.672** | -.639** | .177 | 1.000 | .593** | .226 | -.032 |
| | Sig. (2-tailed) | .000 | .000 | .176 | . | .000 | .083 | .807 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| DOW_JONES | Correlation Coefficient | -.656** | -.717** | .585** | .593** | 1.000 | .825** | .133 |
| | Sig. (2-tailed) | .000 | .000 | .000 | .000 | . | .000 | .310 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| NIKKEI_225 | Correlation Coefficient | -.388** | -.457** | .753** | .226 | .825** | 1.000 | .062 |
| | Sig. (2-tailed) | .002 | .000 | .000 | .083 | .000 | . | .637 |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |
| Unstandardized Residual | Correlation Coefficient | .096 | -.031 | -.117 | -.032 | .133 | .062 | 1.000 |
| | Sig. (2-tailed) | .467 | .815 | .373 | .807 | .310 | .637 | . |
| | N | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 |

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).
* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

c. **Model Summary^b**

| Model | R | R Square | Adjusted R Square | Std. Error of the Estimate | Durbin-Watson |
|-------|-------------------|----------|-------------------|----------------------------|---------------|
| 1 | .943 ^a | .890 | .877 | 204.91534 | .865 |

a. Predictors: (Constant), NIKKEI_225, GOLD, INFLATION, KURS, BI_RATE, DOW_JONES

d.

| Model | | Unstandardized Coefficients | | Standardized Coefficients | t | Sig. | Collinearity Statistics | |
|-------|------------|-----------------------------|------------|---------------------------|--------|------|-------------------------|--------|
| | | B | Std. Error | Beta | | | Tolerance | VIF |
| 1 | (Constant) | 3416.285 | 623.952 | | 5.475 | .000 | | |
| | BI_RATE | 82.036 | 41.380 | .190 | 1.983 | .053 | .228 | 4.393 |
| | INFLATION | -83.068 | 23.934 | -.270 | -3.471 | .001 | .344 | 2.906 |
| | KURS | -.256 | .046 | -.487 | -5.593 | .000 | .274 | 3.651 |
| | GOLD | 7.055 | 3.157 | .168 | 2.234 | .030 | .370 | 2.706 |
| | DOW_JONES | .167 | .032 | .790 | 5.210 | .000 | .090 | 11.064 |
| | NIKKEI_225 | .072 | .033 | .318 | 2.182 | .034 | .098 | 10.231 |

a. Dependent Variable: IHSG

Uji Homoskedastisitas

Berdasarkan Tabel 1b dengan ABS RES sebagai variabel respon didapat nilai signifikansi setiap variabel prediktor Suku bunga (X_1), inflasi (X_2), kurs (X_3), Harga Emas (X_4), Indeks Down Jones (X_5), Indeks Nikkei 225 (X_6) lebih besar dari taraf signifikan 5% Sehingga tidak terjadi gejala heterokedastisitas.

Uji Autokorelasi

Daerah Kritis Jika $d < d_L$ atau $d > 4 - d_L$ berarti terdapat autokorelasi, Jika $d_U < 4 - d_U$ berarti tidak terdapat autokorelasi, Jika $d_L < d < d_U < 4 - d_U$ tidak dapat ditarik kesimpulan. Berdasarkan table. 1c diatas didapat nilai $d = 0.865$ Dalam tabel durbin watson nilai tabel dengan $N = 60$, $k = 6$ didapat $d_U = 1.8082$, $4 - d_U = 2.1918$, $d_L = 1.3719$ jadi $d < d_L$, Berdasarkan taraf signifikansi 5% dapat disimpulkan bahwa ada autokorelasi antara residual pada setiap pengamatan.

Uji Multikoleniaritas

Berdasarkan Tabel. 1d dapat dilihat bahwa nilai VIF pada masing-masing variabel prediktor berturut-turut adalah 4.393, 2.906, 3.651, 2.706, 11.064, 10.231. Karena nilai VIF X_1, X_2, X_3 , dan $X_4 \leq 10$ maka tidak ada korelasi antar variabel prediktor, sehingga dapat dikatakan tidak terjadi multikoleniaritas. Sedangkan nilai VIF X_5 dan $X_6 > 10$, maka ada korelasi antara variabel prediktor, sehingga dapat dikatakan terjadi multikoleniaritas.

Estimasi Model MARS

Dalam penelitian ini metode MARS akan diterapkan dalam pemodelan indeks harga saham gabungan (IHSG) berdasarkan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya antara lain yaitu Suku Bunga (X_1), inflasi (X_2), kurs (X_3), Harga Emas (X_4), Indeks Down Jones (X_5), dan Indeks Nikkei 225 (X_6). Dalam penelitian ini satuan dalam masing-masing variabel

tidak sama, sehingga diperlukan standar nilai yang sama.

Langkah selanjutnya yaitu menentukan model MARS berdasarkan nilai GCV minimum. Nilai GCV minimum diperoleh dengan cara *trial end error* dalam mengkombinasikan jumlah fungsi basis (BF), maksimum interaksi (MI), dan minimum observasi (MO). Nilai dari BF sebesar 12, 18, dan 24. Sedangkan nilai dari MI sebesar 1, 2, dan 3. Nilai dari MO sebesar 0, 1, 2, dan 3.

Tabel 2. Hasil Seleksi Model MARS Menggunakan GCV

| Model | BF | MI | MO | GCV |
|-------|----|----|----|---------|
| 1 | 12 | 1 | 0 | 0.10333 |
| 2 | 12 | 1 | 1 | 0.10168 |
| 3 | 12 | 1 | 2 | 0.10525 |
| 4 | 12 | 1 | 3 | 0.10189 |
| 5 | 12 | 2 | 0 | 0.11348 |
| 6 | 12 | 2 | 1 | 0.09099 |
| 7 | 12 | 2 | 2 | 0.09010 |
| 8 | 12 | 2 | 3 | 0.08856 |
| 9 | 12 | 3 | 0 | 0.11348 |
| 10 | 12 | 3 | 1 | 0.08111 |
| 11 | 12 | 3 | 2 | 0.08000 |
| 12 | 12 | 3 | 3 | 0.08680 |
| 13 | 18 | 1 | 0 | 0.10729 |
| 14 | 18 | 1 | 1 | 0.10610 |
| 15 | 18 | 1 | 2 | 0.10853 |
| 16 | 18 | 1 | 3 | 0.11477 |
| 17 | 18 | 2 | 0 | 0.10947 |
| 18 | 18 | 2 | 1 | 0.11337 |
| 19 | 18 | 2 | 2 | 0.11318 |
| 20 | 18 | 2 | 3 | 0.08695 |
| 21 | 18 | 3 | 0 | 0.11125 |
| 22 | 18 | 3 | 1 | 0.08889 |
| 23 | 18 | 3 | 2 | 0.07770 |
| 24 | 18 | 3 | 3 | 0.08269 |
| 25 | 24 | 1 | 0 | 0.10988 |
| 26 | 24 | 1 | 1 | 0.09728 |
| 27 | 24 | 1 | 2 | 0.10924 |
| 28 | 24 | 1 | 3 | 0.11642 |
| 29 | 24 | 2 | 0 | 0.09795 |
| 30 | 24 | 2 | 1 | 0.08814 |
| 31 | 24 | 2 | 2 | 0.08238 |
| 32 | 24 | 2 | 3 | 0.08975 |
| 33 | 24 | 3 | 0 | 0.10384 |
| 34 | 24 | 3 | 1 | 0.08657 |
| 35 | 24 | 3 | 2 | 0.07900 |
| 36 | 24 | 3 | 3 | 0.08212 |

Model Mars Terbaik

Model MARS terbaik adalah Model yang menghasilkan nilai GCV terkecil. Nilai GCV diperoleh dari mengkombinasikan jumlah fungsi basis (BF), maksimum interaksi (MI) dan minimum observasi (MO) secara trial dan error sehingga dari 36 model yang terbentuk dihasilkan model terbaiknya adalah kombinasi BF=18 MI=3 MO=2 karena memiliki GCV minimum yaitu 0.07770 dengan persamaan model sebagai berikut.

$$Y = -0.22739 - 1.14776 * BF_2 - 1.51746 * BF_4 + 4.66641 * BF_6 + 3.69383 * BF_8 + 2.51642 * BF_9 + 2.98321 * BF_{10} - 0.747588 * BF_{14}$$

ModelZY = BF₂BF₄ BF₆ BF₈BF₉ BF₁₀ BF₁₄;

dengan

$$BF_1 = \max(0, ZX_5 + 1.30451);$$

$$BF_2 = \max(0, ZX_3 - 0.351229);$$

$$BF_4 = \max(0, ZX_2 - 0.861942);$$

$$BF_6 = \max(0, ZX_5 + 0.665779) * BF_4$$

$$BF_8 = \max(0, ZX_1 - 0.912707) * BF_1$$

$$BF_9 = \max(0, 0.912707 - ZX_1) * BF_1;$$

$$BF_{10} = \max(0, ZX_5 + 0.230573) * BF_2;$$

$$BF_{14} = \max(0, ZX_3 + 2.64798) * BF_9;$$

Dengan Nilai R² = 0.96429

Dari model terbaik yang dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa variabel-variabel prediktor yang mempengaruhi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) menggunakan model MARS dengan nilai GCV terkecil adalah Suku bunga di Indonesia bulanan (X₁), inflasi (X₂), kurs (X₃), Indeks Down Jones (X₅), Harga sedangkan Emas (X₄) dan Indeks Nikkei 225 (X₆) tidak mempengaruhi IHSG. Interpretasi MARS pada persamaan terbaik tersebut sebagai berikut.

1. $BF_2 = \max(0, ZX_3 - 0.351229)$; dengan koefisien -1.14776. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_2 sebesar satu satuan, akan mengurangi nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar -1.14776 pada kurs dengan nilai baku persentase lebih dari 0,351229.
2. $BF_4 = \max(0, ZX_2 - 0.861942)$; dengan koefisien -1.51746. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_4 sebesar satu satuan akan mengurangi nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar -1.51746 pada inflasi dengan nilai baku persentase lebih dari 0,861942.
3. $BF_6 = \max(0, ZX_5 + 0.665779) * BF_4$ dengan koefisien 4.66641. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_6 sebesar satu satuan akan menambah nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar 4.667 pada Index Down Jones dengan nilai baku persentase kurang dari -0,66598 dan inflasi dengan nilai baku persentase lebih dari 0,861942.
4. $BF_8 = \max(0, ZX_1 - 0.912707) * BF_1$ dengan koefisien 3.69383. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_8 sebesar satu satuan akan menambah nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar 3.69383 pada Suku bunga dengan nilai baku persentase lebih dari 0,912707 dan inflasi dengan nilai baku persentase kurang 1.30451.
5. $BF_9 = \max(0, 0.912707 - ZX_1) * BF_1$; dengan koefisien 2.51642. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_9 sebesar satu satuan akan menambah nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar 2.51642 pada Suku bunga dengan nilai baku persentase kurang dari 0,912707 dan inflasi dengan nilai baku persentase kurang dari 1.30451.
6. $BF_{10} = \max(0, ZX_5 + 0.230573) * BF_2$; dengan koefisien 2.98321. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_{10} sebesar satu satuan akan menambah nilai

indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar 2.98321 pada Indeks Down Jones dengan nilai baku persentase lebih dari -0,230573 dan kurs dengan nilai baku persentase lebih dari 0,351229.

7. $BF_{14} = \max(0, ZX_3 + 2.64798) * BF_9$; dengan koefisien -0.747588. Artinya bahwa setiap kenaikan BF_{10} sebesar satu satuan akan mengurangi nilai indeks harga saham gabungan (IHSG) sebesar 0.747488 pada kurs dengan nilai baku persentase lebih dari -2.64798 dan inflasi dengan nilai baku persentase kurang dari 1.30451.

Estimasi Regresi Kuantil

Estimasi kuantil dilakukan untuk menggambarkan keberagaman model dari regresi kuantil. Dalam penelitian ini τ yang digunakan adalah 0.1, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90. hipotesis yang akan diuji adalah $H_0 : \beta_j = 0$ atau $H_1 : \beta_j = 0$ dengan $j = 1, 2, 3, \dots, p$

Dengan Statistik Uji regresi kuantil

$$T_w(\tau) : \hat{\beta}'_2(\tau) \sum (\tau)^{-1} \hat{\beta}_2(\tau)$$

H_0 ditolak jika nilai $\Pr(> |t| \geq \alpha, \alpha = 5\%$

Tabel 3. Tabel Hasil Estimasi Regresi Kuantil Pada Kuantil 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.90

| Kuantil ke-0.1 | | | |
|-----------------|--------------|----------|----------------|
| Parameter | Nilai dugaan | P_value | R ² |
| Konstanta | -0.45489 | 0.00000 | 0.6677396 |
| BiRate | 0.14949 | *0.43220 | |
| Inflation | -0.42695 | 0.00752 | |
| Kurs | -0.37243 | 0.03506 | |
| Gold | 0.01264 | *0.93235 | |
| DownJones | 1.33986 | 0.00004 | |
| Nikkei225 | 0.38092 | 0.19197 | |
| Kuantil ke-0.25 | | | |
| Parameter | Nilai dugaan | P_value | R ² |
| Konstanta | -0.22877 | 0.00000 | 0.6510076 |
| BiRate | 0.07770 | *0.27403 | |
| Inflation | -0.29579 | 0.00000 | |
| Kurs | -0.37427 | 0.00000 | |
| Gold | 0.01604 | *0.77262 | |
| DownJones | 1.24892 | 0.00000 | |
| Nikkei225 | -0.24612 | 0.02594 | |

| Kuantil ke-0.5 | | | |
|-----------------|--------------|----------|----------------|
| Parameter | Nilai dugaan | P_value | R ² |
| Konstanta | 0.03918 | 0.31880 | 0.6939725 |
| BiRate | 0.18532 | 0.02847 | |
| Inflation | -0.30067 | 0.00004 | |
| Kurs | -0.47047 | 0.00000 | |
| Gold | 0.08205 | *0.20937 | |
| DownJones | 0.83852 | 0.00000 | |
| Nikkei225 | 0.30448 | 0.01875 | |
| Kuantil ke-0.75 | | | |
| Parameter | Nilai dugaan | P_value | R ² |
| Konstanta | 0.17174 | 0.00220 | 0.722443 |
| BiRate | 0.17037 | 0.13689* | |
| Inflation | -0.29093 | 0.00252 | |
| Kurs | 0.52551 | 0.00000 | |
| Gold | 0.14808 | 0.00125* | |
| DownJones | 0.73938 | 0.00013 | |
| Nikkei225 | 0.45360 | 0.01100 | |
| Kuantil ke-0.9 | | | |
| Parameter | Nilai dugaan | P_value | R ² |
| Konstanta | 0.48102 | 0.00000 | 0.7253924 |
| BiRate | 0.00040 | 0.99736* | |
| Inflation | -0.12119 | 0.22007 | |
| Kurs | -0.38580 | 0.00088 | |
| Gold | 0.17676 | 0.06620* | |
| DownJones | 0.41833 | 0.00004 | |
| Nikkei225 | 0.69115 | 0.19197 | |

* tidak signifikan pada taraf nyata 5%

Pada Tabel 3. disajikan data pengolahan regresi kuantil pada kuantil 0.1, 0.25, 0.5, 0.75 dan 0.90. Selanjutnya dari uji hipotesis tersebut menunjukkan pada $\tau = 0.5$ ada 5 variabel prediktor yang signifikan pada taraf nyata 5% atau 0.05. kesignifikan variabel-variabel tersebut dapat dilihat dari nilai-p yang lebih kecil dari 5% atau 0.05 adalah variabel suku bunga, inflasi, kurs, Indeks Downjones, Indeks Nikkei 255 sehingga dapat disimpulkan kuantil yang digunakan adalah 0.50 sehingga model yang digunakan adalah :

$$y_{0.50} = 0.03918 + 0.18532x_1 - 0.30067x_2 - 0.47047x_3 + 0.83852x_5 + 0.30448x_6$$

Dengan nilai $R^2 = 0.6939725$

Perbandingan Metode MARS dan Kuantil berdasarkan nilai R² terbesar

Tabel 3. Perbandingan nilai R² dan MSE Metode Mars dan Metode Kuantil

| Metode | MARS | Kuantil |
|----------------|---------|---------|
| R ² | 0.96429 | 0.69397 |
| MSE | 0.20128 | 0.3504 |

Dari Tabel 3 tersebut terlihat nilai R² metode MARS adalah 0.96429 sedangkan metode kuantil adalah 0.69397. Karena R² metode MARS lebih besar dari metode kuantil, sedangkan nilai MSE metode MARS adalah 0.20128 sedangkan MSE metode Kuantil adalah 0.3504. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode MARS lebih baik digunakan dalam memodelkan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dibandingkan metode kuantil.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa pada metode MARS lebih baik dibandingkan regresi kuantil pada data IHSG ini. Karena nilai R² yang diperoleh antara metode MARS lebih besar dari metode regresi kuantil sedangkan nilai MSE metode MARS lebih kecil dari metode kuantil ini artinya metode MARS cocok digunakan untuk memodelkan nilai IHSG periode 2013-2018

Saran Bagi peneliti selanjutnya agar bisa membandingkan model MARS dengan model lainnya seperti regresi logistik, regresi kernel, dan regresi lainnya. Serta bisa melakukan penelitian pada data lainnya di bidang ekonomi, kesehatan, dan bidang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Astuti, R., Aprianti, E.P., dan Susanta, H. 2013. Analisis Pengaruh Tingkat Bunga (SBI), Nilai Tukar (Kurs) Rupiah, Inflasi, dan Indeks

- Internasional terhadap IHSG (Studi pada IHSG di BEI Periode 2008-2012). *Diponegoro Journal of Social and Politic of Science*, Semarang: Universitas Diponegoro.
- [2] Basset, G.B. Jr., Tam, M.S. & Knight, K. 2002. *Quantile Models and Estimators for Data Analysis*. *Metrika*, 55: 17 – 26.
- [3] Davino, Christina, dkk. 2014. *Quantile Regression Theory and Applications*. Pondicherry. India
- [4] Eubank, R.L. 1988. *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*. New York: Marcel Deker.
- [5] Friedman, J.H., 1991, Multivariate Adaptive Regression Spline (With Discussion), *The Annals of Statistics*, Vol. 19, hal. 1-141.
- [6] Ghofar, Y.R. Safitri, D. Rusgiyono, A. 2014. Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Fakultas SAINS dan Matematika Universitas Diponegoro Menggunakan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS). *Jurnal Gaussian*. 3(4):839-848
- [7] Hair Jr JF, Black WC, Babin BJ, Anderson RE, 2010, *Multivariate Data Analysis 7th Ed*, Prentice Hall.
- [8] Kisi, O., & Parmar, K. S., 2017. Application of least square support vector machine and multivariate adaptive regression spline models in long term prediction of river water pollution. *Journal of Hydrology*, 534, 104–112.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.014>
- [9] Koenker, R., 2005, *Quantile Regression*, Cambridge University Press, United States of America.
- [10] Mina, C.D., & Barrios, E. B., 2010, Profiling poverty with multivariate adaptive regression splines. *Phillipine Journal of Development*, 37(2):55-97.
- [11] Otok, B.W., 2005, *Klasifikasi Perbankan dengan Pendekatan CART dan MARS*. . Institut Sepuluh November : Surabaya.
- [12] Otok, B.W. 2010. *Multivariate Adaptive Regression Spline*. FMIPA ITS: Surabaya
- [13] Wahyudi., V., E., 2014, Analisis IPM Di Pulau Jawa Menggunakan Analisis Regresi Kuantil, *Tesis*, Program Pasca sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.