ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 3, Nomor 2, Tahun 2014, Halaman 193 - 202
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

ANALISIS INFLASI KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN METODE REGRESI NON PARAMETRIK B-SPLINE

Alvita Rachma Devi[1], Moch. Abdul Mukid[2], Hasbi Yasin[3]
[1]Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Undip
[2,3]Staf Pengajar Jurusan Statistika FSM Undip

ABSTRACT

Inflation is an important consideration for investors to invest in an area. An accurate prediction of inflation is required for investors in conducting a careful planning. One of the method to find the predicted value of inflation is by using B-Spline regression, a nonparametric regression which is not depend on certain assumptions, thus providing greater flexibility. The optimal B-Spline models rely on the optimal knots that has a minimum Generalized Cross Validation (GCV). By using Semarang year-on-year inflation data from January 2008 - August 2013, the optimal B-spline models in this study are on the order of 2 (linear) with 2 knots, that is 5,99 and 6,09. Prediction of Semarang inflation in 2014 fluctuated around the number five and six and inflation in the end of 2014 is 6,286394%.

Keywords : *Inflation, B- Spline, Generalized Cross Validation*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Semarang sebagai ibukota Jawa Tengah memiliki visi “Terwujudnya masyarakat yang berpendidikan, berakhlak mulia menuju kota perdagangan dan jasa yang berskala metropolitan”. Untuk mewujudkan visi kota Semarang tersebut, maka pemerintah perlu berupaya mendorong kemajuan perdagangan dan jasa, salah satunya adalah dengan cara menarik investor.

Banyak aspek yang mempengaruhi pengambilan keputusan investor untuk berinvestasi di suatu daerah, salah satunya dengan melihat angka inflasi di daerah tersebut. Hal ini dikarenakan inflasi berpengaruh pada nilai uang yang diinvestasikan oleh investor. Oleh karenanya diperlukan prediksi inflasi yang akurat di masa yang akan datang agar para pelaku usaha dapat melakukan perencanaan yang matang dalam melakukan kegiatan bisnisnya.

Prediksi inflasi di masa mendatang dapat ditentukan dengan membentuk suatu model inflasi berdasarkan data inflasi masa lampau. Data inflasi merupakan salah satu data runtun waktu yang pada umumnya mempunyai model tertentu. Salah satu metode untuk memodelkan data runtun waktu adalah dengan metode parametrik seperti model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA) atau model campuran (ARIMA). Namun, untuk pemodelan dengan model parametrik tersebut ada asumsi yang harus dipenuhi, yaitu data harus stasioner dan error bersifat *white noise* (Box *et al*,1994) .

Data inflasi adalah data finansial yang pada umumnya terjadi pelanggaran asumsi jika data tersebut dimodelkan dengan model parametrik. Hal ini dikarenakan suatu kondisi heteroskedastisitas yang disebabkan adanya sifat volatilitas dalam datanya (Suparti dkk, 2012). Oleh karena itu, diperlukan suatu model alternatif yang mengabaikan asumsi-asumsi baku sebagaimana pada model parametrik. Model tersebut adalah model nonparametrik, yang merupakan metode pendugaan model yang tidak terikat asumsi sehingga memberikan fleksibilitas yang lebih tinggi.

Salah satu teknik estimasi dalam regresi nonparametrik adalah estimator spline. Pendekatan Spline mempunyai suatu basis fungsi, dengan basis fungsi yang biasa dipakai antara lain *truncated power basis* dan basis B-spline (Eubank, 1999).

Spline dengan *truncated power basis* memiliki kelemahan, yaitu ketika jumlah knot bertambah dan letak knot yang terlalu dekat akan berdampak pada matrik yang hampir singular, sehingga persamaan normal sulit untuk diselesaikan. Karena itu, digunakan fungsi basis lain yang memiliki kondisi yang lebih baik, yaitu B-spline (Eubank, 1999).

Dengan menggunakan model regresi B-Spline, dapat dicari prediksi nilai inflasi Kota Semarang di masa mendatang. Perkiraan atau prediksi nilai inflasi tentu berguna bagi para investor dan pelaku usaha sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil keputusan.

1.2 Tujuan Penulisan

Tujuan dari penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Membuat model data inflasi Kota Semarang bulan Januari 2008-Agustus 2013 menggunakan metode Regresi Non Parametrik B-Spline
2. Menghitung prediksi inflasi Kota Semarang bulan September 2013-Desember 2014

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Inflasi

Menurut Bank Indonesia, secara sederhana inflasi diartikan sebagai meningkatnya harga-harga secara umum dan terus menerus. Indikator yang sering digunakan untuk mengukur tingkat inflasi adalah Indeks Harga Konsumen (IHK), yaitu indeks yang menghitung rata-rata perubahan harga dalam suatu periode (sirusa.bps.go.id). Ada dua cara perhitungan inflasi, yaitu :

a. Inflasi bulanan (*month-to-month*)
   Laju inflasi bulanan dihitung dari perubahan indeks bulan ini dari indeks bulan sebelumnya.

$$\text{Inflasi bulan ke} - \text{n} = \frac{\text{IHK bulan n} - \text{IHK bulan (n}-1)}{\text{IHK bulan (n}-1)} \text{ x } 100\ \%$$

b. Inflasi tahunan (*year-on-year*)
   Laju inflasi tahunan dihitung dari indeks bulan yang sama dari tahun sebelumnya

$$\text{Inflasi bulan ke} - \text{n} = \frac{\text{IHK bulan n tahun t} - \text{IHK bulan n tahun (t}-1)}{\text{IHK bulan n tahun (t}-1)} \text{ x } 100\ \%$$

2.2 Regresi Nonparametrik

Pendekatan nonparametrik merupakan metode pendugaan model yang dilakukan berdasarkan pendekatan yang tidak terikat asumsi sehingga regresi nonparametrik memiliki fleksibilitas yang tinggi karena bentuk estimasi kurva regresinya menyesuaikan datanya tanpa dipengaruhi oleh faktor subyektifitas peneliti (Eubank, 1999). Model regresi nonparametrik dengan pengamatan (x_i, y_i) ; $i=1, 2,..., n$ adalah:

$$y_i = \mu(x_i) + \varepsilon_i, \quad i=1, 2,..., n \qquad (2.1)$$

dengan ε_i adalah sesatan yang merupakan variabel random independen dengan mean 0 dan varian konstan σ^2, sedangkan $\mu(x_i)$ adalah nilai dari fungsi μ yang tak diketahui pada titik $x_1,...,x_n$ dan diasumsikan $a_0 \leq x_1 \leq ... \leq x_n \leq a_1$ dimana a_0 diambil dari nilai minimum x dan a_1 diambil dari nilai maksimum x (Eubank, 1999).

2.3 Regresi B-spline

Model regresi nonparametrik pada persamaan (2.1) jika didekati dengan fungsi B-spline berorde m dengan k knot, dapat ditulis:

$$y_i = \sum_{j=1}^{m+k} b_j N_{j-m,m}(x_i) + \varepsilon_i \qquad , \; i = 1, 2, ..., n \qquad (2.2)$$

dengan $N_{j-m,m}(x)$ merupakan basis B-spline dan b_j merupakan parameter regresi untuk B-spline.

Untuk membangun fungsi B-spline yang berorde m dengan k titik knot $\xi_1, \ldots, \xi_k$ dimana $a_0 < \xi_1 < \ldots < \xi_k < a_1$, terlebih dahulu didefinisikan knot tambahan sebanyak 2m, yaitu $\xi_{-(m-1)}, \ldots, \xi_{-1}, \xi_0, \xi_{k+1}, \ldots, \xi_{k+m}$, dengan $\xi_{-(m-1)} = \ldots = \xi_0 = a_0$ dan $\xi_{k+1} = \ldots = \xi_{k+m} = a_1$.

Menurut Eberly (1999), basis fungsi B-spline pada orde m dengan titik-titik knot di ξ_i dimana i = -(m-1), ..., k didefinisikan secara rekursif sebagai berikut:

$$N_{i,m}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+m-1} - \xi_i} N_{i,m-1}(x) + \frac{\xi_{i+m} - x}{\xi_{i+m} - \xi_{i+1}} N_{i+1,m-1}(x) \qquad (2.3)$$

untuk i = -(m-1), ..., k , dan

$$N_{i,1}(x) = \begin{cases} 1, & x \in [\xi_i, \xi_{i+1}] \\ 0, & yang \;\; lainnya \end{cases}$$

2.4 Macam-macam Basis Fungsi B-spline

Berdasarkan persamaan (2.2), macam-macam basis fungsi B-spline dikategorikan berdasarkan orde m adalah:

a. Orde m = 2 memberikan basis fungsi B-spline linear, dengan fungsi sebagai berikut:

$$N_{i,2}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+1} - \xi_i} N_{i,1}(x) + \frac{\xi_{i+2} - x}{\xi_{i+2} - \xi_{i+1}} N_{i+1,1}(x) \;\; \text{dengan } i = -1, ..., k$$

b. Orde m = 3 memberikan basis fungsi B-spline kuadratik, dengan fungsi sebagai berikut:

$$N_{i,3}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+2} - \xi_i} N_{i,2}(x) + \frac{\xi_{i+3} - x}{\xi_{i+3} - \xi_{i+1}} N_{i+1,2}(x) \;\; \text{dengan } i = -2, ..., k$$

c. Orde m = 4 memberikan basis fungsi B-spline kubik, dengan fungsi sebagai berikut:

$$N_{i,4}(x) = \frac{x - \xi_i}{\xi_{i+3} - \xi_i} N_{i,3}(x) + \frac{\xi_{i+4} - x}{\xi_{i+4} - \xi_{i+1}} N_{i+1,3}(x) \;\; \text{dengan } i = -3, ..., k$$

2.5 Estimasi Parameter dalam Model B-spline

Untuk memperoleh model B-spline yang terbaik, perlu dipilih lokasi knot yang optimal. Ada beberapa metode yang digunakan dalam pemilihan λ yang optimal, salah satunya adalah berdasarkan *Generalized Cross Validation* (GCV). Dengan mengasumsikan trace $\left[\underset{\sim}{\mathbf{S}_\lambda}\right] < n$, kriteria GCV didefinisikan dengan:

$$GCV(\lambda) = \frac{n^{-1} RSS(\lambda)}{\left(n^{-1} trace\left[\underset{\sim}{\mathbf{I}} - \underset{\sim}{\mathbf{S}_\lambda}\right]\right)^2}$$

dimana n adalah banyaknya pengamatan, I adalah matriks identitas, RSS= $\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{\mu}_\lambda(x_i)\right)^2$ dan S_λ adalah matriks $\underset{\sim}{\mathbf{S}_\lambda} = \underset{\sim}{\mathbf{N}_\lambda}(\underset{\sim}{\mathbf{N}_\lambda^{\mathbf{T}}}\underset{\sim}{\mathbf{N}_\lambda})^{-1}\underset{\sim}{\mathbf{N}_\lambda^{\mathbf{T}}}$ dimana N_λ = {$N_{i,m}(x_r)$} dengan r = 1,…,n dan i = -(m-1),…,k (Eubank, 1999).

2.6 Pemilihan Model B-Spline Terbaik

Model B-spline pada regresi nonparametrik berorder *m* dengan *k* titik knot pada persamaan (2.2) dapat ditulis menjadi:

$$y_i = b_1 N_{1-m,m}(x_i) + b_2 N_{2-m,m}(x_i) + \ldots + b_{(m+k)} N_{k,m}(x_i) + \varepsilon_i$$

Apabila model B-spline tersebut disajikan dalam bentuk matrik, didapat:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N_{1-m,m}(x_1) & N_{2-m,m}(x_1) & \ldots & N_{k,m}(x_1) \\ N_{1-m,m}(x_2) & N_{2-m,m}(x_2) & \ldots & N_{k,m}(x_2) \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ N_{1-m,m}(x_n) & N_{2-m,m}(x_n) & \ldots & N_{k,m}(x_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ . \\ . \\ . \\ b_{(m+k)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ . \\ . \\ . \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

yang dapat ditulis menjadi:

$$\underset{\sim}{\mathbf{y}} = \underset{\sim}{\mathbf{N}}\,\underset{\sim}{\mathbf{b}} + \underset{\sim}{\boldsymbol{\varepsilon}}$$

Kurva regresi μ yang didekati dengan fungsi B-spline berorder *m* dengan *k* titik knot untuk $\lambda = \{\xi_1, \ldots, \xi_k\}$ disajikan dalam bentuk:

$$\mu_\lambda(x_i) = \sum_{j=1}^{m+k} b_{\lambda j}\, N_{j-m,m}(x_i)$$

sehingga model B-spline untuk $\lambda = \{\xi_1, \ldots, \xi_k\}$ adalah:

$$y_i = \sum_{j=1}^{m+k} b_{\lambda j}\, N_{j-m,m}(x_i) + \varepsilon_i \qquad (2.4)$$

Model regresi (2.4) dapat ditulis menjadi:

$$y_i = b_{\lambda 1} N_{1-m,m}(x_i) + b_{\lambda 2} N_{2-m,m}(x_i) + \ldots + b_{\lambda(m+k)} N_{k,m}(x_i) + \varepsilon_i\,.$$

Model B-spline di atas apabila disajikan dalam bentuk matrik, didapat:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} N_{1-m,m}(x_1) & N_{2-m,m}(x_1) & \ldots & N_{k,m}(x_1) \\ N_{1-m,m}(x_2) & N_{2-m,m}(x_2) & \ldots & N_{k,m}(x_2) \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ N_{1-m,m}(x_n) & N_{2-m,m}(x_n) & \ldots & N_{k,m}(x_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{\lambda 1} \\ b_{\lambda 2} \\ . \\ . \\ . \\ b_{\lambda(m+k)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ . \\ . \\ . \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

yang dapat ditulis menjadi:

$$\underset{\sim}{\mathbf{y}} = \underset{\sim}{\mathbf{N}_\lambda}\,\underset{\sim}{\mathbf{b}_\lambda} + \underset{\sim}{\boldsymbol{\varepsilon}}$$

Estimator untuk kurva regresi dapat ditulis:

$$\hat{\mu}_\lambda(t) = \sum_{j=1}^{m+k} \hat{b}_{\lambda j}\, N_{j-m,m}(x)$$

dengan $\hat{b}_{\lambda j}$ diperoleh dari $\hat{\mathbf{b}}_{\underset{\sim}{\lambda}} = \left(\hat{b}_{\lambda 1} \quad \hat{b}_{\lambda 2} \quad \dots \quad \hat{b}_{\lambda (m+k)}\right)^T$. Sehingga estimasi model untuk fungsi B-spline pada regresi nonparametrik adalah:

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^{m+k} \hat{b}_{\lambda j} \; N_{j-m,m}(x) \tag{2.5}$$

Persamaan (2.5) dapat juga ditulis sebagai berikut:

$$\hat{y} = \hat{b}_{\lambda 1} N_{1-m,m}(x) + \hat{b}_{\lambda 2} N_{2-m,m}(x) + \dots + \hat{b}_{\lambda (m+k)} N_{k,m}(x)$$

2.7 Prediksi B-Spline

Untuk mendapatkan nilai prediksi pada metode B-Spline, digunakan model B-Spline terbaik yang memiliki GCV minimum, untuk selanjutnya mencari nilai data di masa yang akan datang dengan memasukkan nilai data masa lalu ke dalam model tersebut.

2.8 Regresi Nonparametrik untuk Data Runtun Waktu

Menurut Hardle (1990), dengan menetapkan runtun waktu stasioner $\{Z_i , i \geq 1\}$, nilai lag Z_{i-1} sebagai x_i dan nilai Z_i sebagai y_i, maka untuk pendugaan Z_{n+1} dari $\{(Z_i)\}_{i=1}^{n}$ dapat dianggap sebagai masalah pemulusan regresi untuk $\{(x_i, y_i)\}_{i=2}^{n} = \{(Z_{i-1}, Z_i)\}_{i=2}^{n}$.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan adalah data inflasi tahunan di Kota Semarang dari Januari 2008 sampai Agustus 2013 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang dipakai adalah nilai inflasi tahunan di Kota Semarang dari Januari 2008 sampai Agustus 2013 yang diolah menggunakan regresi non parametrik B-spline. Karena data inflasi $\{ Z_i , i = 1,2,\dots,68\}$ merupakan data runtun waktu, maka untuk memodelkan data inflasi menggunakan regresi non parametrik B-spline, data tersebut diubah menjadi data $\{(x_i , y_i), i =2,3,...n\} = \{(Z_{i-1} , Z_i), i =2,3,...n\}$ dengan $n = 68$.

3.3 Langkah-langkah Analisis

1. Menghimpun data time series inflasi tahunan Kota Semarang pada rentang waktu Januari 2008 sampai Agustus 2013.
2. Memodifikasi bentuk data inflasi menjadi variabel respon dan variabel prediktor, yaitu $\{(x_i,y_i), i =2,3,...n\} = \{(Z_{i-1},Z_i), i =2,3,...n\}$ dengan $n = 68$
3. Meregresikan variabel menggunakan regresi nonparametrik B-spline dengan menentukan jumlah titik knot yang diinginkan yang terbentuk dari orde 2, orde 3 dan orde 4.
4. Menentukan titik knot optimal yang dilihat dari nilai GCV minimum pada masing-masing orde dengan bantuan *software* R.
5. Menentukan model B-spline terbaik berdasarkan titik knot optimal.
6. Mencari prediksi inflasi untuk September 2013 - Desember 2014 menggunakan model B-spline terbaik yang sudah didapat.

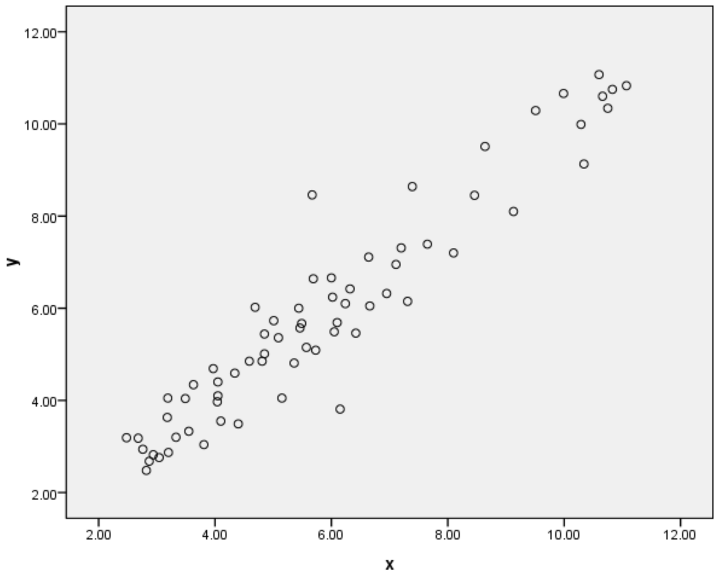
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

Nilai inflasi minimum sebesar 2,48 % terjadi pada November 2009. Sedangkan nilai inflasi maksimum sebesar 11,07 % terjadi pada September 2008. Data ini mempunyai range yang cukup lebar untuk data inflasi, yaitu sebesar 8,59 % dengan rata- rata 5,9176% dan standar deviasi 2,3999%.

4.2 Regresi B-Spline

Data *time series* dimodifikasi menjadi dua variabel, yaitu data ke-t sebagai variabel y dan data ke- t-1 sebagai variabel x. Hubungan kedua variabel ini dapat dilihat pada plot berikut :



Gambar 1. Scatter Plot Data Inflasi ke-t (y) terhadap Data Inflasi ke t-1(x)

Berdasarkan Gambar 1, variabel x dan y memiliki pola linier. Untuk mendapatkan model B-spline terbaik diperlukan pemilihan titik- titik knot yang optimal, salah satunya menggunakan *Generalized Cross Validation* (GCV). Pada penelitian ini, perhitungan GCV dilakukan menggunakan B-spline orde 2 (linier), orde 3 (kuadratik) dan orde 4 (kubik) yang masing- masing ordenya memiliki satu sampai tujuh titik knot.

4.3 Pendugaan Model Menggunakan Basis B-Spline Linear

Model umum untuk estimator Spline menggunakan basis B-spline linear berdasarkan persamaan (2.5) adalah:

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^{2+k} \hat{b}_{\lambda j} \; N_{j-2,2}(x)$$

Berdasarkan pemodelan B-spline linier dengan pendekatan 1 sampai 7 titik knot, model terbaik diperoleh dari model B-spline 2 titik knot, yaitu pada titik 5,99 dan 6,09 dengan nilai GCV sebesar 0,5484866.

4.4 Pendugaan Model Menggunakan Basis B-Spline Kuadratik

Model umum untuk estimator Spline menggunakan basis B-spline kuadratik berdasarkan persamaan (2.5) adalah:

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^{3+k} \hat{b}_{\lambda j} \; N_{j-3,3}(x)$$

Berdasarkan pemodelan B-spline kuadratik dengan pendekatan 1 sampai 7 titik knot, model terbaik diperoleh dari model B-spline 3 titik knot, yaitu pada titik 5,49; 5,99; dan 6,49 dengan nilai GCV sebesar 0,5869129.

4.5 Pendugaan Model Menggunakan Basis B-Spline Kubik

Model umum untuk estimator Spline menggunakan basis B-spline kubik berdasarkan persamaan (2.5) adalah:

$$\hat{y} = \sum_{j=1}^{4+k} \hat{b}_{\lambda j} \; N_{j-4,4}(x) \, .$$

Berdasarkan pemodelan B-spline kubik dengan pendekatan 1 sampai 7 titik knot, model terbaik diperoleh dari model B-spline 2 titik knot, yaitu pada titik 5,79 dan 5,89 dengan nilai GCV sebesar 0,6119700.

4.6 Pemilihan Model B-spline Terbaik

Berdasarkan pembahasan pendugaan model B-spline pada regresi nonparametrik, nilai GCV optimal dari ketiga estimasi model tersebut disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 1. Nilai GCV Optimal Berdasarkan Estimasi Model

B-Spline	Titik knot	GCV
Linier (m=2)	5,99; 6,09	0,5484866
Kuadratik (m=3)	5,49 ; 5,99 ; 6,49	0,5869129
Kubik (m=4)	5,79; 5,89	0,6119700

Berdasarkan Tabel 1, estimasi terbaik diperoleh menggunakan model B-spline linier (orde 2) pada titik knot 5,99 dan 6,09. Sehingga diperoleh model estimasi parameter B-spline sebagai berikut:

$$\hat{y} = 2{,}510594 \; N_{-1,2}(x) + 6{,}332079 \; N_{0,2}(x) + 5{,}631144 \; N_{1,2}(x) + 11{,}08736 \; N_{2,2}(x)$$

dengan:

$$N_{-1,2}(x) = \begin{cases} \dfrac{5{,}99 - x}{3{,}51} & , \quad 2{,}48 \le x \le 5{,}99 \\ 0 & , \quad \textit{yang lainnya} \end{cases}$$

$$N_{0,2}(x) = \begin{cases} \dfrac{x - 2{,}48}{3{,}51} & , \quad 2{,}48 \le x \le 5{,}99 \\ \dfrac{6{,}09 - x}{0{,}1} & , \quad 5{,}99 \le x \le 6{,}09 \\ 0 & , \quad \textit{yang lainnya} \end{cases}$$

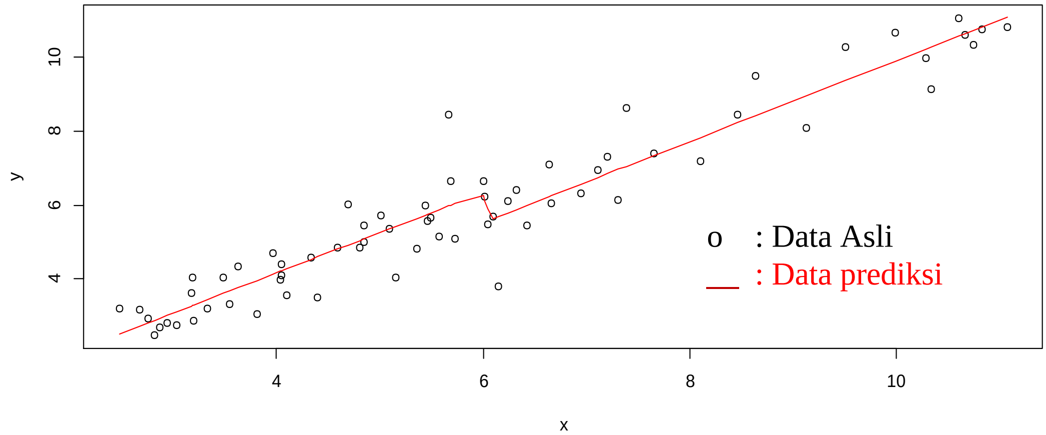
$$N_{1,2}(x)=\begin{cases}\dfrac{x-5{,}99}{0{,}1} & ,\quad 5{,}99\le x\le 6{,}09\\ \dfrac{11{,}07-x}{4{,}98} & ,\quad 6{,}09\le x\le 11{,}07\\ 0 & ,\quad yang\ \ lainnya\end{cases}$$

dan

$$N_{2,2}(x)=\begin{cases}\dfrac{x-6{,}09}{4{,}98} & ,\quad 6{,}09\le x\le 11{,}07\\ 0 & ,\quad yang\ \ lainnya\end{cases}$$

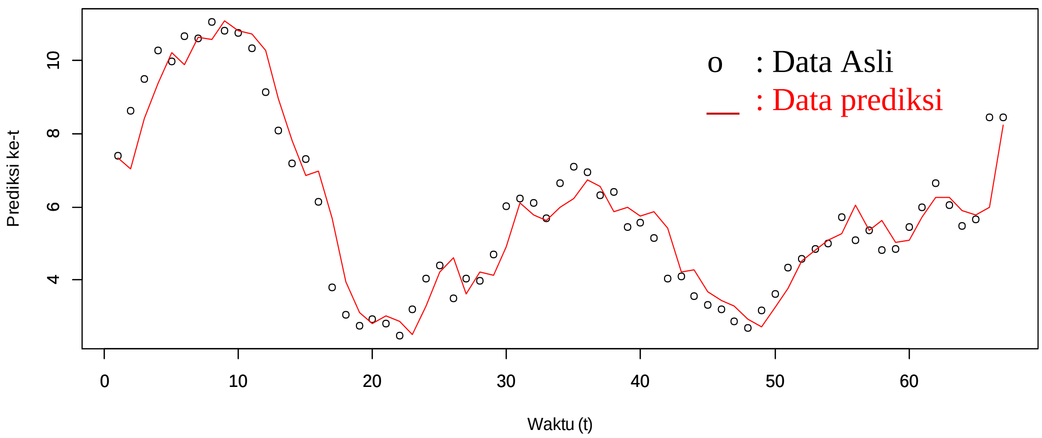
4.7 Komparasi Hasil Estimasi atau Prediksi dengan Data Asli

Dengan menggunakan model B-spline linier (orde 2) pada titik knot 5,99 dan 6,09 , perbandingan data inflasi aktual dan data inflasi estimasi atau prediksi dapat digambarkan pada grafik berikut :



Gambar 2. Inflasi Aktual dan Inflasi Prediksi pada B-Spline Linier

Kurva estimasi regresi B-spline dapat dilihat pada Gambar 2. Titik - titik hitam pada Gambar 2 merupakan nilai inflasi aktual $\{(x_i,y_i)\} = \{(Z_{i-1},Z_i)\}$, sedangkan garis merah merupakan nilai inflasi prediksi $\{(x_i,\hat{y}_i)\} = \{(Z_{i-1}, \hat{y}_i)\}$, dimana i = 2,3,...,68.



Gambar 3. Inflasi Aktual dan Inflasi Prediksi Berdasarkan Waktu (t) Januari 2008- Agustus 2013 pada B-Spline Linier

Sedangkan kurva estimasi yang dihasilkan ketika hasil prediksi tersebut dikembalikan terhadap waktu dapat dilihat pada Gambar 3, dimana titik-titik hitam pada Gambar 3 merupakan nilai inflasi aktual $\{(i,y_i)\}$, sedangkan garis merah merupakan nilai inflasi prediksi $\{(i, \hat{y}_i)\}$, dimana i = 2,3,...,68. Meskipun grafik menunjukkan bahwa nilai prediksi inflasi tidak sama persis dengan nilai aktual inflasi, tetapi pergerakan kurva estimasi memiliki kecenderungan mengikuti pergerakan inflasi aktual, sehingga model regresi B-spline yang dihasilkan dapat digunakan untuk mengetahui indikasi naik-turunnya nilai inflasi yang akan terjadi.

Dengan menggunakan pemodelan regresi B-Spline terbaik, didapatkan nilai prediksi inflasi untuk bulan September 2013 - Desember 2014 yang bisa dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Inflasi Prediksi

Bulan	Inflasi Aktual	Inflasi Prediksi
September 2013	7,89	8,216823
Oktober 2013	7,52	7,603272
November 2013	8,41	7,197890
Desember 2013	8,19	8,172998
Januari 2014	7,63	7,931960
Februari 2014	-	7,318409
Maret 2014	-	6,977022
April 2014	-	6,602989
Mei 2014	-	6,193189
Juni 2014	-	5,744201
Juli 2014	-	6,064468
Agustus 2014	-	5,810110
September 2014	-	6,136225
Oktober 2014	-	5,681790
November 2014	-	5,996518
Desember 2014	-	6,286394

Berdasarkan Tabel 2, nilai prediksi inflasi bulan September 2013 apabila dibandingkan dengan nilai inflasi aktualnya, maka akan didapatkan selisih yang cukup kecil, yaitu 0,33%. Untuk periode Oktober 2013 - Januari 2014, selisih nilai inflasi aktual dan inflasi prediksinya berturut-turut adalah 0,08%; 1,21%; 0,02%; dan 0,30%. Sedangkan nilai prediksi inflasi untuk bulan Februari 2014 - Desember 2014 terus menurun dan berfluktuasi di angka lima dan enam.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Berdasarkan nilai GCV optimal, model terbaik dari data inflasi tahunan Kota Semarang Januari 2008 - Agustus 2013 diperoleh menggunakan model B-spline linier (orde 2) pada titik knot 5,99 dan 6,09 dengan nilai GCV sebesar 0,5484866.
2. Berdasarkan grafik perbandingan inflasi aktual dan inflasi prediksi berdasarkan waktu (t) menggunakan model B-spline linier (orde 2), meskipun grafik menunjukkan bahwa nilai estimasi inflasi tidak sama persis dengan nilai aktual inflasi, tetapi pergerakan kurva estimasi mengikuti pergerakan inflasi aktual, sehingga model regresi B-spline

yang digunakan dapat dipakai untuk mengetahui indikasi naik – turunnya nilai inflasi yang akan terjadi.

3. Nilai inflasi prediksi berdasarkan model B-Spline terbaik untuk bulan September 2013, Oktober 2013, November 2013, Desember 2013, dan Januari 2014 berturut-turut adalah 8,216823%; 7,603272%; 7,19789%; 8,172998%; dan 7,93196%. Apabila dihitung selisih antara nilai inflasi aktual dengan nilai inflasi prediksi, maka akan didapatkan nilai yang bervariasi. Besar selisih untuk periode September 2013 - Januari 2014 secara urut adalah 0,33%; 0,08%; 1,21%; 0,02%; dan 0,30%. Sedangkan nilai prediksi inflasi untuk bulan Februari 2014 - Desember 2014 terus menurun dan berfluktuasi di angka lima dan enam.

5.2 Saran

1. Nilai prediksi inflasi yang tinggi pada bulan Juli 2014, September 2014, dan Desember 2014 yang bertepatan dengan dimulainya tahun ajaran baru pada bulan Juli, hari raya Lebaran pada bulan September, dan hari raya natal pada Desember, diharapkan bisa menjadi bahan masukan atau pertimbangan pemerintah dalam menyusun kebijakan untuk mengantisipasi tingginya angka inflasi yang akan datang.
2. Dalam pengembangannya, metode B-Spline ini dapat diterapkan pada data selain runtun waktu, antara lain data *cross section* atau data yang memiliki variabel lebih dari satu.

6. DAFTAR PUSTAKA

Box, G.E.P., Jenkins, G.M., and Reissel. G.C.,1994. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. 3rd edition. Englewood Cliffs : Prentice Hall.

Eberly, D., 1999. B-Spline Interpolation on Lattices. *Jurnal.* http://www.e-bookspdf.org, 20 Februari 2014

Eubank, R.L., 1999, *Spline Smooting and Nonparametric Regression*. New York: Marcel Dekker.

Hardle, W., 1990. *Applied Nonparametric Regression.* Cambridge University.

Suparti, Safitri, D., Puspitasari, I., dan Devi, A.R., 2012. Analisis Data Inflasi Indonesia Menggunakan Model Regresi Kernel. *Prosiding Seminar Nasional;*14 September 2013; Semarang.

http://www.bi.go.id (diakses pada 25 September 2013 pukul 11.20 WIB)

http://www.jateng.bps.go.id (diakses pada 28 September 2013 pukul 14.30 WIB)

http://sirusa.bps.go.id (diakses pada 10 November 2013 pukul 21.41 WIB)