



**PERAMALAN DATA LAJU INFLASI DI KOTA SEMARANG  
MENGUNAKAN METODE *GENERALIZED REGRESSION  
NEURAL NETWORK (GRNN)***

**JURNAL ILMIAH**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika**

Oleh :

**Widia Melasari**

**B2A017012**

**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG**

**2021**

**HALAMAN PENGESAHAN**

Skripsi dengan Judul “**Peramalan Data Laju Inflasi di Kota Semarang menggunakan Metode *Generalized Regression Neural Network (GRNN)***” yang disusun oleh :

Nama : Widia Melasari

NIM : B2A017012

Program Studi : S-1 STATISTIKA

telah disetujui oleh dosen pembimbing pada tanggal : 23 April 2021

Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping

  
Tiani Wahyu Utami, S.Si., M.Si  
NIK. 28.6.1026.341

  
Fatkhurokhan Fauzi, M.Stat  
NIK. CP.1026.101

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Statistika

  
Indah Manfaati Nur, S.Si., M.Si  
NIK. 28.6.1026.221

**SURAT PERNYATAAN  
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertandatangan di bawah ini, saya :

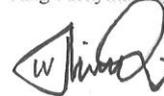
Nama : Widia Melasari  
NIM : B2A017012  
Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Statistika  
Jenis Penelitian : Skripsi  
Judul : Peramalan Data Laju Inflasi di Kota Semarang menggunakan Metode *Generalized Regression Neural Network* (GRNN)  
Email : widiamelasari07@gmail.com

Dengan ini menyatakan bahwa saya menyetujui untuk :

1. Memberikan hak bebas royalti kepada Perpustakaan Unimus atas penulisan karya ilmiah saya, demi pengembangan ilmu pengetahuan.
2. Memberikan hak menyimpan, mengalih mediakan/ mengalih formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), mendistribusikannya, serta menampilkannya dalam bentuk *softcopy* untuk kepentingan akademis kepada Perpustakaan Unimus, tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta.
3. Bersedia dan menjamin untuk mengganggu secara pribadi tanpa melibatkan pihak perpustakaan Unimus, dari semua bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran hak cipta dalam karya ilmiah ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan semoga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Semarang, 23 April 2021  
Yang Menyatakan,



(Widia Melasari)  
NIM. B2A017012

# PERAMALAN DATA LAJU INFLASI DI KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN METODE GENERALIZED REGRESSION NEURAL NETWORK (GRNN)

Oleh: Widia Melasari<sup>1</sup> Tiani Wahyu Utami<sup>2</sup> Fatkhurokhman Fauzi<sup>3</sup>

<sup>123</sup>Program Studi Statistika, Univeristas Muhammadiyah Semarang

email: [widiamelasari07@gmail.com](mailto:widiamelasari07@gmail.com)

Article history	Abstract
<b>Submissio</b> :	Inflation is an increase in prices in general and continuously, but an increase in prices that occurs for one or two goods cannot be said to be inflation unless the increase affects the price increase of other goods. One of the indicators that can be used to analyze the economic condition of the city of Semarang is the inflation rate. A low and stable inflation rate is needed to maintain economic growth so that it can provide benefits in improving people's welfare. So we need a method that can predict the inflation rate data for the city of Semarang. In this study, the GRNN method was used to predict the inflation rate data in the city of Semarang. Forecasting with the inflation rate data for the city of Semarang as much as 178 data from January 2006 to October 2020 the modeling formed based on the most optimal spread value, namely 0.004 produces a MAPE value of 1.01%, which means that this GRNN network training has an accuracy rate of 98 , 99% and provides a model with excellent forecasting capabilities.
<b>Revised</b> :	
<b>Accepte</b> :	
<b>Keyword</b> :	
<i>Forecasting, GRNN, Inflation, Spread</i>	

## PENDAHULUAN

Pemerintah Indonesia pada umumnya bisa dikatakan sukses atau berhasil jika mampu menanggulangi masalah dalam berbagai bidang tidak terkecuali dalam bidang ekonomi. Inflasi menjadi salah satu indikator makro ekonomi yang menjadi sasaran kebijakan ekonomi Pemerintah. Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus, namun kenaikan harga yang terjadi pada satu atau dua barang tidak dapat dikatakan sebagai inflasi kecuali kenaikan tersebut mempengaruhi kenaikan harga barang lainnya. Salah satu indikator yang dapat digunakan untuk menganalisa keadaan ekonomi Kota Semarang adalah laju inflasi. Laju inflasi yang rendah dan stabil sangat diperlukan untuk menjaga pertumbuhan ekonomi.

Kebijakan moneter dan kebijakan struktural dilakukan oleh Bank Sentral dan Pemerintah dalam menjaga laju inflasi. Pada level daerah, Pemerintah membentuk Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID)

yang memiliki tugas salah satunya adalah mengevaluasi sumber-sumber dan potensi tekanan inflasi serta dampaknya terhadap pencapaian target inflasi. Oleh karenanya, memprediksi laju inflasi dimasa yang akan datang akan dapat menunjang kinerja TPID dalam mengendalikan potensi tekanan inflasi. Dengan demikian, mendapatkan nilai prediksi inflasi dimasa yang akan datang dapat menjadi dasar kebijakan bagi Pemerintah Kota Semarang dalam mengantisipasi gejolak harga maupun dampaknya terhadap kesejahteraan masyarakat.

Metode peramalan yang sering digunakan untuk melakukan prediksi adalah ARIMA Box-Jenkins. Keterbatasan dari model ini adalah mengabaikan kemungkinan hubungan nonlinear dan berbagai asumsi model seperti stasioneritas data dan homoskedastisitas residual. selanjutnya berkembang metode baru menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Neural Network* (NN).

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk menerapkan berbagai model NN dalam berbagai bidang. Kaitannya dengan peramalan

data time series , Desy Lasterina (2016). Pada jurnalnya, Desy Lasterina melakukan peramalan inflasi di Indonesia dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Pada penelitiannya, menggunakan metode *Artificial Neural Network* untuk meramalkan inflasi di Indonesia. Pada perkembangan model jaringan yang lain, Specht (1991) mengusulkan dan mengembangkan model yang baru yaitu *General Regression Neural Network* (GRNN). Model GRNN termasuk model jaringan dengan pengawasan (*supervised training*) dimana output yang diharapkan diarahkan untuk mengikuti pola output data training. Model GRNN sebagaimana model *Neural Network* (NN) yang lain merupakan model nonlinear dan nonparametrik.

Model *General Regression Neural Network* telah banyak dikembangkan untuk berbagai masalah statistika baik untuk output multivariat maupun univariat. Diantaranya adalah Novianti Mega Prastanti (2015). Pada jurnalnya, Novianti Mega Prastanti melakukan peramalan harga emas yang dipengaruhi oleh harga minyak, nilai tukar mata uang, dan indeks standard & poor (SP) menggunakan *Generalized Regrssion Neural Network* dengan melibatkan teknik dekomposisi *Seasonal Trend Decomposition based on Loess* (STL) dan metode *Theta*.

Penelitian terdahulu telah melakukan peramalan data inflasi di Indonesia menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN), sedangkan penelitian ini melakukan peramalan dengan metode *Generalized Regression Neural Network* untuk data laju inflasi di kota Semarang. Tujuan dari penelitian digunakan untuk meramalkan inflasi di Kota Semarang dengan data inflasi dari bulan Januari 2006 s/d bulan Oktober 2020. Pada penelitian Tugas Akhir ini data laju inflasi di Kota Semarang akan diprediksi dengan menggunakan model *General Regression Neural Network* (GRNN).

## LANDASAN TEORI

### Inflasi

Inflasi merupakan kenaikan harga-harga secara umum dan terus menerus,

namun kenaikan harga yang terjadi pada satu atau dua barang tidak dapat dikatakan sebagai inflasi kecuali kenaikan tersebut mempengaruhi kenaikan harga barang lainnya. Berdasarkan tingkatannya, inflasi dibagi menjadi 4 diantaranya :

1. Inflasi Ringan yakni inflasi yang mudah dikendalikan dan belum begitu mengganggu perekonomian suatu negara. Terjadi kenaikan harga suatu barang/ jasa secara umum, yaitu di bawah 10% per tahun dan dapat dikendalikan.
2. Inflasi Sedang yakni inflasi yang dapat menurunkan tingkat kesejahteraan masyarakat berpenghasilan tetap, namun belum membahayakan kegiatan perekonomian suatu negara. Inflasi ini juga berada di kisaran 10% – 30% per tahun.
3. Inflasi Berat yakni inflasi yang mengakibatkan kekacauan perekonomian di suatu negara. Inflasi ini berada pada kisaran 30% – 100% per tahun,
4. Inflasi Sangat Berat (Hyperinflation) merupakan inflasi yang telah mengacaukan perekonomian suatu negara dan sangat sulit untuk dikendalikan meskipun dapat dilakukan kebijakan moneter dan fiskal. Inflasi ini juga berada di kisaran 100% ke atas per tahun.

### Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan (Bahasa Inggris = *Forecasting*) adalah suatu teknik analisa perhitungan yang dilakukan dengan pendekatan kualitatif maupun kuantitatif untuk memperkirakan kejadian dimasa depan dengan menggunakan referensi data-data di masa lalu.

### Time Series

Data time series merupakan sekumpulan data berdasarkan interval tertentu, seperti: harian, mingguan, bulanan, dan tahunan. Dalam metode time series ada beberapa metode, yaitu metode *moving average*, *exponential smoothing*, dekomposisi, dan ARIMA,

### ACF dan PACF

Autokorelasi digunakan untuk

menentukan koefisien korelasi pada deret berkala dan untuk mempelajari pola data termasuk trend atau musiman. Fungsi autokorelasi adalah semua himpunan autokorelasi untuk semua lag k.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}$$

Keterangan :

$r_k$  = autokorelasi pada lag k

$\bar{X}$  = rata-rata dari pengamatan

$X_t$  = pengamatan pada waktu ke - t

Partial Autocorrelation Function (PACF) atau autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur korelasi antara dengan setelah  $X_t$  dengan  $X_{t-k}$  setelah  $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k}$  dihilangkan. Autokorelasi parsial diformulasikan seperti berikut (Montgomery, Jennings & Kulachi, 2008) :

$$\phi_{kk} = \frac{|\rho_k|}{|P_k|}$$

Keterangan :

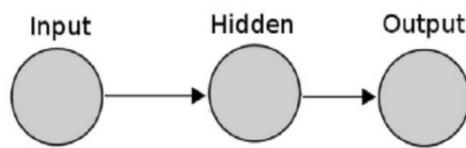
$\phi_{kk}$  = nilai PACF ke k

$\rho_k$  = nilai PACF pada lag k

$P_k$  = nilai persamaan PACF pada aturan Cramer.

### Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau biasa dikenal dengan istilah neural network adalah suatu metode komputasi yang meniru sistem jaringan syaraf biologis. Metode ini menggunakan elemen perhitungan non linier dasar yang disebut neuron yang diorganisasikan sebagai jaringan yang saling berhubungan, sehingga mirip dengan jaringan syaraf manusia.



Gambar 1. Skema Dasar Neural Networks

### Generalized Regression Neural Network (GRNN)

Generalized Regression Neural Network adalah suatu metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan yang memiliki kemiripan dengan jaringan berbasis radial (Radial Basis Function) yang cukup sering

digunakan untuk mendapatkan suatu fungsi aproksimasi dari data-data nonlinear. Meringkas logika *Generalized Regression Neural Network* dalam formula regresi nonlinier:

$$E[y|x] = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} yf(X,y)dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(X,y)dy}$$

### Struktur dan Arsitektur GRNN

nilai  $\hat{y}$  yang diterapkan pada basis *neural network* dengan komputasi yang disederhanakan (Specht, 1991).

$$\hat{y}_m(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \exp\left(\frac{D_i^2}{\sigma}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{D_i^2}{\sigma}\right)}$$

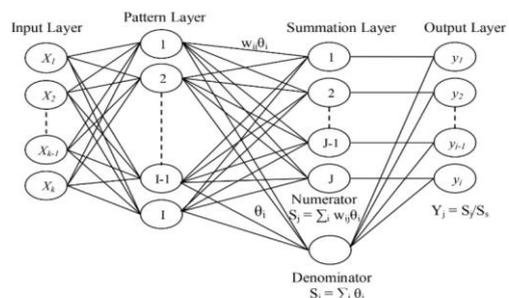
Dimana  $D_i^2$  akan dapat didekati dengan menggunakan jarak Euclidian antara vektor *input* dan vektor bobot *input* pada data pelatihan (Wasserman, 1993).

$$D_i^2 = \sum_{j=1}^p (x_j - v_{ij})^2$$

$$D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_j - v_{ij})^2},$$

( $i = 1, 2, \dots, n$ ) dan ( $j = 1, 2, \dots, p$ )

GRNN terdiri atas empat lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan basis radial atau lapisan pola (*pattern*) atau lapisan tersembunyi (*hidden*), lapisan penggabungan (*summation*), dan lapisan keluaran.



Gambar 2. Kontruksi GRNN Secara Umum

Pada jaringan GRNN fungsi aktivasi yang digunakan yaitu aktivasi radial basis.

$$\theta_i = e^{-n^2}$$

Dengan,

$$n = b \cdot D_i$$

$b$  adalah bobot bias lapisan *input*, khusus pada GRNN bobot bias lapisan *input* ini bernilai  $0,8326/\text{spread}$  untuk semua neuron. Kemudian akan dapat didekati dengan menggunakan jarak Euclidian.

$$S_s = \sum_{i=1}^n \theta_i$$

Dan,

$$S_w = \sum_{i=1}^n \theta_i w_i$$

Setelah didapatkan nilai penjumlahan nilai aktivasi dan nilai terboboti, kemudian masuk pada *output layer*, dimana *output* akan didapatkan dari nilai pembagian antara penjumlahan terboboti dan nilai penjumlahan fungsi aktivasi.

$$\hat{y}_t = \frac{S_s}{S_w}$$

### **Pre-Processing dan Post-Processing**

Data pelatihan maupun pengujian dinormalisasikan pada interval 0 sampai dengan 1, hal ini disesuaikan dengan fungsi aktivasi yang digunakan pada metode GRNN ini yaitu fungsi aktivasi radial basis. Namun mengingat fungsi sigmoid merupakan fungsi asimtotik yang nilainya tidak pernah mencapai 0 ataupun 1, akan lebih baik jika ditransformasikan ke interval yang lebih kecil yaitu pada interval  $[0,1, 0,9]$ . Normalisasi data tersebut dilakukan dengan menggunakan formulasi berikut :

$$X' = \frac{0,8(X - b)}{(a - b)} + 0,1$$

Keterangan :

$a$  = data maksimum

$b$  = data minimum

$x$  = data aktual/asli

$X'$  = data normalisasi

Setelah jaringan terbentuk dan output dari masing-masing metode didapatkan, dibutuhkan data dalam bentuk seperti semula agar dapat dibandingkan dengan hasil data aktual yang dianalisis, hal ini dapat dilakukan dengan langkah denormalisasi.

$$X = \frac{(\hat{y} - 0,1)(a - b)}{0,8} + b$$

Keterangan :

$a$  = data maksimum

$b$  = data minimum

$\hat{y}$  = output (data keluaran)

$X$  = data aktual

### **Pemilihan Model Peramalan**

Seperti konsep bandwidth pada regresi Kernel,  $\sigma$  adalah parameter penyebaran atau juga parameter smoothing, nilai  $\sigma$  yang terlalu besar akan mengakibatkan estimasi yang sangat halus dan tidak terlihat polanya, namun nilai  $\sigma$  yang terlalu kecil juga akan mengakibatkan pola data jauh dari pola Kernel, maka dari itu pemilihan  $\sigma$  harus dilakukan dengan beberapa kali percobaan dengan tolak ukur nilai error untuk menentukan nilai  $\sigma$  yang paling baik.

### **Tingkat Akurasi**

MAPE merupakan parameter untuk mengukur kriteria pada peramalan. Kriteria MAPE berdasarkan presentase dari 5%, jika nilai MAPE kurang dari 5% maka kinerja model hasil nilai peramalan akan semakin baik. Nilai MAPE semakin kecil maka data akan semakin akurat dalam hasil peramalan. Persamaan MAPE sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{100 \times \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{A_t}}{n}$$

Keterangan :

$A_t$  = Permintaan Aktual Periode ke - t

$F_t$  = Nilai peramalan periode ke - t

$n$  = Jumlah periode t

t = Periode

### **METODE PENELITIAN**

#### **Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu data bulanan Laju Inflasi dari tahun 2006 Bulan Januari hingga tahun 2020 Bulan Oktober dengan jumlah data sebanyak 178 data yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik Indonesia yaitu [bps.go.id](https://bps.go.id).

## Variabel Penelitian dan Struktur Data

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data laju inflasi di Kota Semarang dimana  $X1$  dan  $X2$  sebagai variabel predictor dan  $Y$  sebagai variabel respon. Adapun struktur datanya adalah sebagai berikut :

**Tabel 1. Struktur Data Penelitian**

Y	X1	X2
$Y_{t1-2}$	$Y_{t1-1}$	$Y_{t1}$
$Y_{t2-2}$	$Y_{t2-1}$	$Y_{t2}$
$Y_{t3-2}$	$Y_{t3-1}$	$Y_{t3}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$Y_{t132-2}$	$Y_{t132-1}$	$Y_{t132}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$Y_{t178-2}$	$Y_{t178-1}$	$Y_{t178}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

## Langkah-Langkah Penelitian

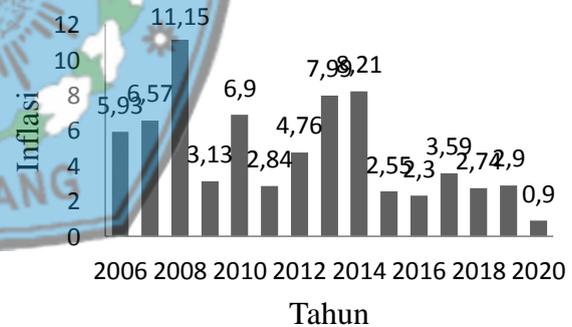
Adapun tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

- Langkah awal yang dilakukan yaitu melakukan analisis deskriptif pada data laju inflasi di Kota Semarang dari tahun 2006 Bulan Januari hingga tahun 2020 Bulan Oktober dengan jumlah data sebanyak 178 data
- Menginput data laju inflasi di Kota Semarang dari tahun 2006 Bulan Januari hingga tahun 2020 Bulan Oktober dengan jumlah data sebanyak 178 data
- Mengidentifikasi lag pada data laju inflasi di Kota Semarang dari tahun 2006 Bulan Januari hingga tahun 2020 Bulan Oktober dengan jumlah data sebanyak 178 data
- Kemudian, data penelitian dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Data yang digunakan sebagai data training sebesar 75% sebanyak 132 data, sedangkan data yang digunakan sebagai data testing sebesar 25% sebanyak 44 data.
- Normalisasi data laju inflasi di Kota Semarang dimana  $X1$  dan  $X2$  sebagai variabel predictor dan  $Y$  sebagai variabel respon.
- Melakukan pelatihan pada data pelatihan. Pada tahap ini dilakukan beberapa pelatihan dengan nilai spread yang berbeda-beda sampai menemukan nilai spread yang sesuai dengan nilai error yang paling kecil.
- Dari hasil uji coba Pembentukan Jaringan dengan beberapa nilai *Spread*, maka didapatkan nilai error terkecil.
- Kemudian melakukan tahap pengujian menggunakan jaringan yang telah dibangun pada tahap pelatihan.
- Menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
- Melakukan peramalan menggunakan jaringan yang telah optimal berdasarkan tahap pelatihan dan pengujian.
- Mendapatkan hasil peramalan dan melakukan pembahasan.

## HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

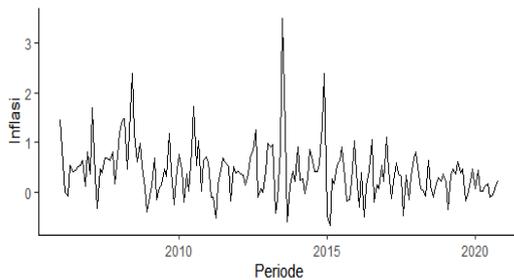
### Analisis Deskriptif

Berikut ini adalah tabel nilai data Laju Inflasi yang didasarkan dalam kurun waktu 15 tahun terakhir.



**Gambar 3. Grafik Laju Inflasi Tahun 2006-2020**

Data Laju Inflasi di Kota Semarang tertinggi terjadi pada tahun 2008 yaitu sebesar 11,15 persen karena diakibatkan adanya kenaikan BBM dan kenaikan harga pangan. Kemudian data Laju Inflasi di Kota Semarang terendah sebesar 0,9 persen yaitu pada tahun 2020. Pergerakan data Laju Inflasi di Kota Semarang secara lebih rinci (per bulan) akan disajikan plot time series berikut.



**Gambar 4. Pergerakan Data Laju Inflasi Tahun 2006-2020**

Data Laju Inflasi di Kota Semarang mengalami kenaikan dan juga penurunan yang tidak konsisten atau dapat disebut juga fluktuatif. Data Laju Inflasi di Kota Semarang pernah mengalami kenaikan pada bulan Juni 2008 karena adanya kenaikan BBM dan kenaikan harga pangan, pada bulan Juli 2013 mengalami kenaikan yang drastis karena masalah faktor musim kemudian di tahun 2020 terakhir Data Laju Inflasi di Kota Semarang kembali mengalami penurunan hingga pada kisaran 0,9%.

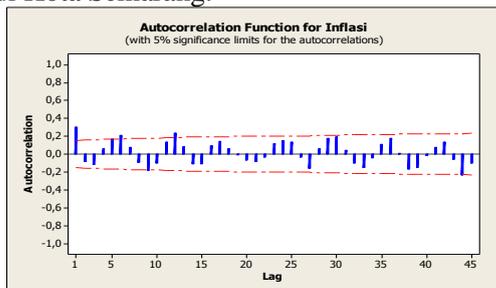
**Tabel 2. Statistik Deskriptif**

N	Mean	Min	Max	Std. Deviation
178	0.4070	-0.67	3.50	0.5508

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata Data Laju Inflasi di Kota Semarang pada periode Januari 2006 sampai dengan Oktober 2020 sebesar 0.407079. Dengan nilai maximum dari Data Laju Inflasi di Kota Semarang sebesar 3.50, nilai minimum Data Laju Inflasi di Kota Semarang sebesar -0.67 dan standar deviasi sebesar 0.550898.

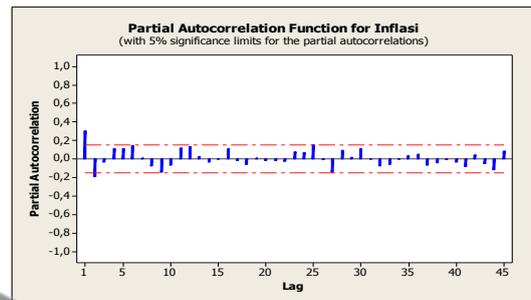
### Input Jaringan

Berikut ini adalah hasil plot ACF dan PACF pada variabel Data Laju Inflasi di Kota Semarang.



**Gambar 5. Plot ACF Data Laju Inflasi di Kota Semarang.**

Data runtun waktu Laju Inflasi di Kota Semarang yang digunakan tidak dapat dimodelkan menggunakan model MA karena nilai ACF-nya terus turun secara eksponensial dan berada pada batas interval, sehingga Laju Inflasi di Kota Semarang belum bisa ditentukan variabel inputnya.



**Gambar 6. Plot PACF Data Laju Inflasi di Kota Semarang.**

Pemilihan variabel input ini dapat ditentukan menggunakan plot PACF, dikarenakan karakteristik persamaan model pada peramalan menggunakan Neural Network sama dengan persamaan model pada proses Autoregresif (AR) dimana model AR menunjukkan pergerakan suatu variabel melalui variabel itu sendiri pada masa lampau, kemudian selanjutnya dilakukan pembagian data.

**Tabel 3. Pembagian Data**

Pembagian Data	Persentase	Total
Data Pelatihan	75%	132
Data Testing	25%	44
Total	100%	176

### Pre-Processing Data

Perhitungan *pre-processing* pada data runtun waktu Laju Inflasi di Kota Semarang ke-1, ke-2, dan ke-178 :

$$X'_1 = \frac{0,8(1,46 - (-0,67))}{(3,50 - (-0,67))} + 0,1 = 0,5086$$

$$X'_2 = \frac{0,8(0,58 - (-0,67))}{(3,50 - (-0,67))} + 0,1 = 0,3398$$

$$\vdots$$

$$X'_{178} = \frac{0,8(0,20 - (-0,67))}{(3,50 - (-0,67))} + 0,1 = 0,2669$$

## Pelatihan Jaringan GRNN

Jumlah neuron pada *pattern layer* adalah 132, hal ini sesuai dengan jumlah vektor *input* data pelatihan masing-masing pada variabel  $X1$  dan  $X2$ .

Untuk mendapatkan hasil jaringan yang maksimal, pada tahap pelatihan dilakukan beberapa percobaan pada parameter (*spread*). Uji coba dilakukan untuk menemukan nilai penyebaran GRNN yang paling optimal dengan mengujikan beberapa nilai penyebaran yaitu 0,004; 0,005; 0,006; 0,007; 0,008; 0,009; 0,01. Nilai penyebaran dengan MAPE paling kecil akan dipilih sebagai nilai penyebaran paling optimal. Hasil uji coba dapat dilihat pada Tabel 4.3.

**Tabel 4. Hasil Uji Coba Penentuan Nilai Spread GRNN**

Uji Coba Ke	Nilai Spread	MAPE Training %
1	0,004	1,0187
2	0,005	1,5253
3	0,006	2,1468
4	0,007	3,8867
5	0,008	3,7511
6	0,009	4,7412
7	0,01	5,8301

Pada tahap pelatihan ini, terlihat bahwa nilai MAPE terendah terjadi pada pelatihan jaringan dengan nilai *spread* 0,004 yaitu 1,0187. Untuk itu, digunakan nilai *spread* 0,004 ini untuk pembentukan jaringan GRNN dalam peramalan Data Laju Inflasi di Kota Semarang

Karena nilai *spread* telah ditentukan yaitu sebesar 0,004 maka nilai bobot biasanya bernilai  $0,8326/0,004 = 208,15$ . Berikut ini perhitungan fungsi aktivasinya :

$$\theta_1 = e^{-(208,15 \cdot 0,2607)} = 2,6714 \cdot 10^{-24}$$

$$\theta_2 = e^{-(208,15 \cdot 0,0745)} = 1,8371 \cdot 10^{-07}$$

$$\theta_3 = e^{-(208,15 \cdot 0,0495)} = 3,3350 \cdot 10^{-05}$$

⋮

$$\theta_{132} = e^{-(208,15 \cdot 0,1994)} = 9,2621 \cdot 10^{-19}$$

Setelah fungsi aktivasi terbentuk, nilai aktivasi digunakan untuk menghitung keluaran pada *summation layer*, yaitu penjumlahan fungsi aktivasi ( $S_s$ ) dan penjumlahan fungsi aktivasi terboboti ( $S_w$ ).

$$S_{s1} = 2,6714 \cdot 10^{-24}$$

$$S_{s2} = 1,8371 \cdot 10^{-07}$$

$$S_{s3} = 3,3350 \cdot 10^{-05}$$

⋮

$$S_{s132} = 9,2621 \cdot 10^{-19}$$

Dan,

$$S_{w1} = 2,6714 \cdot 10^{-24} \cdot 0,2266 = 6,0540 \cdot 10^{-25}$$

$$S_{w2} = 1,8371 \cdot 10^{-07} \cdot 0,2132 = 3,9166 \cdot 10^{-08}$$

$$S_{w3} = 3,3350 \cdot 10^{-05} \cdot 0,3321 = 1,1076 \cdot 10^{-05}$$

$$S_{w132} = 9,2621 \cdot 10^{-19} \cdot 0,312 = 2,8985 \cdot 10^{-19}$$

*Layer* selanjutnya yaitu *output layer* yang merupakan hasil pembagian dari penjumlahan fungsi aktivasi ( $S_s$ ) dan penjumlahan fungsi aktivasi terboboti ( $S_w$ ).

$$\hat{y}_{t1} = \frac{6,0540 \cdot 10^{-25}}{2,6714 \cdot 10^{-24}} = 0,2266$$

$$\hat{y}_{t1} = \frac{3,9166 \cdot 10^{-08}}{1,8371 \cdot 10^{-07}} = 0,2131$$

$$\hat{y}_{t1} = \frac{1,1076 \cdot 10^{-05}}{3,3350 \cdot 10^{-05}} = 0,3321$$

⋮

$$\hat{y}_{t132} = \frac{2,8985 \cdot 10^{-19}}{9,2621 \cdot 10^{-19}} = 0,3129$$

Setelah jaringan terbentuk dan output dari masing-masing metode didapatkan, dibutuhkan data dalam bentuk seperti semula agar dapat dibandingkan dengan hasil data aktual yang dianalisis, hal ini dapat dilakukan dengan langkah denormalisasi.

$$x_1 = \frac{(0,2266 - 0,1)(3,50 - (-0,67))}{0,8} + (-0,67)$$

$$= -0,0100$$

$$x_2 = \frac{(0,2132 - 0,1)(3,50 - (-0,67))}{0,8} + (-0,67)$$

$$= -0,0800$$

⋮

$$x_{132} = \frac{(0,1888 - 0,1)(3,50 - (-0,67))}{0,8} + (-0,67)$$

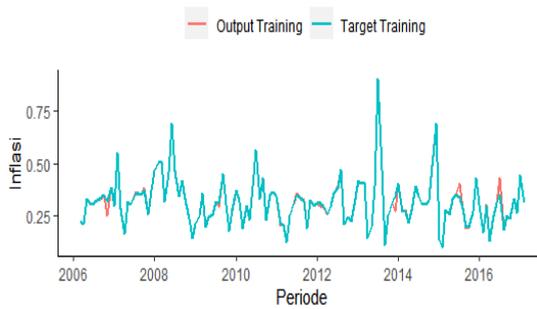
$$= 0,4400$$

Untuk menghasilkan peramalan yang akurat dilakukan evaluasi dengan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Persamaan MAPE sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{132} \sum_{t=1}^{132} \left( \frac{0,2266 - 0,2266}{0,2266} \right) \times 100\% + \left( \frac{0,2132 - 0,2132}{0,2131} \right) \times 100\% + \dots + \left( \frac{0,3129 - 0,3129}{0,3129} \right) \times 100\% = 1,0187$$

Berikut ini adalah grafik perbandingan antara data aktual dengan hasil

prediksi pelatihan jaringan GRNN.



**Gambar 7. Grafik Prediksi Data Pelatihan GRNN**

Dapat dilihat bahwa kenaikan dan penurunan data Laju Inflasi yang diprediksi oleh jaringan GRNN menyerupai data aktual atau data pada kenyataannya. Prediksi ini dilakukan dengan parameter *spread* 0,004 dan menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,01% yang artinya pelatihan jaringan GRNN ini memiliki tingkat akurasi sebesar 98,99%.

### Pengujian Jaringan GRNN

dilakukan penginputan data pengujian yang berjumlah 44 data untuk masing-masing variabel  $X_1$ ,  $X_2$  dan  $y$ , pada jaringan GRNN yang telah terbentuk menggunakan *spread* 0,004.

Setelah jaringan terbentuk dan output dari masing-masing metode, dibutuhkan data dalam bentuk seperti semula agar dapat dibandingkan dengan hasil data aktual yang dianalisis, hal ini dapat dilakukan dengan langkah denormalisasi.

$$X_{133} = \frac{(0.1115 - 0.1)(3.50 - (-0.67))}{0.8} + (-0.67) = -0.4614$$

$$X_{134} = \frac{(0.4281 - 0.1)(3.50 - (-0.67))}{0.8} + (-0.67) = 0.0490$$

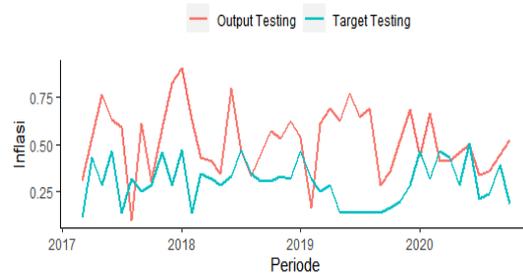
$$X_{176} = \frac{(0.1889 - 0.1)(3.50 - (-0.67))}{0.8} + (-0.67) = -0.3367$$

Untuk menghasilkan peramalan yang akurat dilakukan evaluasi dengan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Persamaan MAPE sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{44} \sum_{t=1}^{44} \left( \frac{0.3109 - 0.1115}{0.3109} \right) \times 100\%$$

$$+ \left( \frac{0.5341 - 0.4281}{0.5341} \right) \times 100\% + \dots + \left( \frac{0.5217 - 0.1889}{0.5217} \right) \times 100\% = 3.0561$$

Berikut ini adalah perbandingan hasil prediksi dan Data Laju Inflasi aktual pada tahap pengujian menggunakan jaringan GRNN.



**Gambar 8. Grafik Prediksi Data Pengujian GRNN**

Pola kenaikan dan penurunan Data Laju Inflasi yang diprediksi oleh jaringan GRNN hampir menyerupai data aktual atau data pada kenyataannya, meskipun rentang nilainya terlihat sedikit jauh. Prediksi ini dilakukan dengan parameter *spread* 0,004 dan menghasilkan nilai MAPE sebesar 3.05% yang artinya pelatihan jaringan GRNN ini memiliki tingkat akurasi sebesar 96,95%.

### Peramalan Data Laju Inflasi Pada Jaringan GRNN

Tahap peramalan Data Laju Inflasi pada jaringan GRNN dibentuk pada *spread* 0,004 yang telah melalui tahap pelatihan dan pengujian. Peramalan dilakukan dengan menggunakan *input*  $X_{t-1}$  dan  $X_{t-2}$  masing-masing merupakan data bulan September dan Oktober 2020, dan menggunakan informasi bobot yang telah didapatkan pada tahap pelatihan.

Langkah pertama yang dilakukan untuk peramalan ini adalah mencari jarak antara data *input* dan bobot dengan menggunakan jarak Euclidian.

$$D_1 = \sqrt{(0.2420 - 0.3398)^2 + (0.2669 - 0.5086)^2} = 0.2607$$

$$D_2 = \sqrt{(0.2420 - 0.2266)^2 + (0.2669 - 0.3398)^2} = 0.0745$$

$$D_3 = \sqrt{(0.2420 - 0.2131)^2 + (0.2669 - 0.2266)^2} = 0.0495$$

$$\vdots$$

$$D_{132} = \sqrt{(0.2420 - 0.4414)^2 + (0.2669 - 0.2669)^2} = 0.1994$$

Kemudian karna nilai *spread* telah ditentukan yaitu sebesar 0,004 maka nilai

bobot biasanya bernilai  $0,8326/0,004 = 208,15$ . Dengan demikian, maka fungsi aktivasinya adalah

$$\theta_1 = e^{-(208,15 \cdot 0,2607)} = 2,6714 \cdot 10^{-24}$$

$$\theta_2 = e^{-(208,15 \cdot 0,0745)} = 1,8371 \cdot 10^{-07}$$

$$\theta_3 = e^{-(208,15 \cdot 0,0495)} = 3,3350 \cdot 10^{-05}$$

⋮

$$\theta_{132} = e^{-(208,15 \cdot 0,1994)} = 9,2621 \cdot 10^{-19}$$

Nilai aktivasi yang didapatkan digunakan untuk menghitung keluaran pada *summation layer*, yaitu penjumlahan fungsi aktivasi ( $S_s$ ) dan penjumlahan fungsi aktivasi terboboti ( $S_w$ ).

$$S_s = 2,6714 \cdot 10^{-24} + 1,8371 \cdot 10^{-07} + 3,3350 \cdot 10^{-05} + \dots + 9,2621 \cdot 10^{-19}$$

$$S_s = 0,0882$$

Dan,

$$S_w = 2,6714 \cdot 10^{-24} \cdot 0,2266 + \dots + 1,8371 \cdot 10^{-07} \cdot 0,2132$$

$$+ 3,3350 \cdot 10^{-05} \cdot 0,3321 + \dots$$

$$+ 9,2621 \cdot 10^{-19} \cdot 0,3129$$

$$S_w = 0,0287$$

Beralih pada *layer* selanjutnya yaitu *output layer* yang merupakan hasil pembagian dari penjumlahan fungsi aktivasi ( $S_s$ ) dan penjumlahan fungsi aktivasi terboboti ( $S_w$ ).

$$\hat{y}_t = \frac{S_w}{S_s} = \frac{0,0287}{0,0882}$$

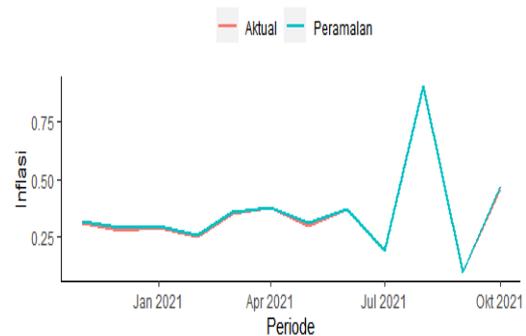
$$\hat{y}_t = 0,3253$$

Hasil peramalan Data Laju Inflasi pada bulan November setelah di denormalisasikan adalah 0.46 persen. Kemudian dilakukan langkah yang sama untuk meramalkan Data Laju Inflasi pada periode selanjutnya.

**Tabel 5. Hasil Peramalan Data Laju Inflasi GRNN**

Periode	Data Laju Inflasi %
November 2020	0.46
Desember 2020	0.31
Januari 2021	0.37
Febuari 2021	0.14
Maret 2021	0.67
April 2021	0.81
Mei 2021	0.41
Juni 2021	0.74
Juli 2021	-0.19
Agustus 2021	3.5
September 2021	-0.67
Oktober 2021	1.25

Dapat dilihat pada Tabel 4.4 di atas, diketahui bahwa hasil peramalan Data Laju Inflasi untuk 1 tahun kedepan Data Laju Inflasi terendah yaitu pada bulan Juli 2021 sebesar -0.19 persen, sedangkan hasil peramalan Data Laju Inflasi tertinggi yaitu pada bulan Agustus 2021 sebesar 3.5 persen.



**Gambar 9. Perbandingan Data Aktual dan Data Peramalan**

Dapat dilihat bahwa hasil prediksi laju inflasi di Kota Semarang (garis berwarna biru) mendekati data aktual (garis berwarna merah) sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi laju inflasi di Kota Semarang baik.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan Pemodelan yang terbentuk dari metode *Generalized Regression Neural Network* berdasarkan nilai *spread* yang paling optimal yaitu 0,004 menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,01% yang artinya pelatihan jaringan *Generalized Regression Neural Network* ini memiliki tingkat akurasi sebesar 98,99% memberikan model dengan kemampuan peramalan yang sangat baik. Dan menghasilkan peramalan Data Laju Inflasi untuk 1 tahun kedepan dari bulan November 2020 sampai dengan bulan Oktober 2021 peramalan Data Laju Inflasi terendah yaitu pada bulan Juli 2021 sebesar -0.19 persen, sedangkan hasil peramalan Data Laju Inflasi tertinggi yaitu pada bulan Agustus 2021 sebesar 3.5 persen.

## Saran

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan beberapa uji pembagian data pada data Laju Inflasi yang lebih banyak, karena pembagian data ini sangat memegang peran penting pada metode jaringan syaraf tiruan. Dan diperlukanya analisis faktor-faktor yang dapat mempengaruhi Data Laju Inflasi agar peramalan Data Laju Inflasi yang didapatkan semakin akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Desy,Lasterina. 2016. *Peramalan Inflasi Di Indonesia Dengan Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN)*. Surabaya : Jurusan Sistem Informasi. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. ([repository.its.ac.id](http://repository.its.ac.id))
- [2] Orr, M. J. L. 1996. *Introduction to Radial Basis Function Neural Networks*. Edinburgh: University of Edinburgh. ([www.slideshare.net](http://www.slideshare.net))
- [3] Juniar Doanm,Wihardono.2016. *Peramalan Beban Jangka Pendek Pada Hari Libur Di Bali Menggunakan Generalized Regrssion Neural Network (GRNN)*. Jimbaran : Jurusan Teknik Elektro dan Komputer. Universitas Udayana. ([sinta.unud.ac.id](http://sinta.unud.ac.id))
- [4] Adnyani, L.P. 2012. *General Regression Neural Network (GRNN)*. Yogyakarta. Universitas Gajah Mada. ([www.researchgate.net](http://www.researchgate.net))
- [5] Siang, J.J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Penerbit Andi. Yogyakarta. ([www.goodreads.com](http://www.goodreads.com))
- [6] Supriyanto, E. 2004. *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Harga Saham*. Bandung. Universitas Komputer Indonesia. ([e-journals.unmul.ac.id](http://e-journals.unmul.ac.id))
- [7] Specht , D.F. 1991. *A Generalized Regression Neural Network*. IEEE Transactions on Neural Networks. vol.2, 1991 568-576. ([www.scirp.org](http://www.scirp.org))
- [8] Rezzy Eko,Caraka. Hasbi Yasin dan Alan Prahutama. 2015. *Pemodelan Generalized Regression Neural Network (GRNN) Pada Data Return Indeks Harga Saham Euro 50*. Semarang : Jurusan Statistika. Universitas Diponegoro. ([www.researchgate.net](http://www.researchgate.net))
- [9] Warsito,Budi, dkk.(2009). *Prediksi Curah Hujan Sebagai Dasar Perencanaan Pola Tanam Padi Dan Palawija Menggunakan Model Generalized Regression Neural Network (GRNN)*. Semarang : Jurusan Statistika. Universitas Diponegoro. ([eprints.undip.ac](http://eprints.undip.ac)).
- [10] Kusumadewi, F. 2014. *Peramalan Harga Emas Menggunakan Feedforward Neural Network dengan Algoritma Backpropagation*. Yogyakarta. Universitas Negeri Yogyakarta. ([core.ac.uk](http://core.ac.uk))
- [11] Mishbahul,Muttaqin. 2018. *Prediksi Curah Hujan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation*. Malang : Jurusan Informatika. Universitas Muhammadiyah Malang. ([www.researchgate.net](http://www.researchgate.net)).
- [12] Novianti Mega,Prastanti. 2015. *Peramalan Harga Emas Yang Dipengaruhi Oleh Harga Minyak, Nilai Tukar Mata Uang, Dan Indeks Standard & Poor (SP) Menggunakan Generalized Regrssion Neural Network (GRNN)*. Surabaya : Jurusan Sistem Informasi. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. ([repository.its.ac.id](http://repository.its.ac.id)).
- [13] Kurniawan, Muhammad Arif. (2016). *Penerapan Metode Feed Forward Neural Network (FFNN) Backpropagation Untuk Meramalkan Harga Saham*. Semarang. Jurusan Matematika. Universitas Negeri Semarang. ([lib.unnes.ac.id](http://lib.unnes.ac.id))
- [14] Nugroho Arif Sudibyoy, dkk.(2020). *Prediksi Inflasi Di Indonesia Menggunakan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothin Dan Double Exponential Smoothing*. Surakarta : Jurusan Pendidikan Matematika. Universitas Duta Bangsa Surakarta. ([www.researchgate.net](http://www.researchgate.net))