

# PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM MENGGUNAKAN KOMBINASI ALGORITMA PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PSO) DAN TIME VARIANT FUZZY TIME SERIES (TVFSTS)

<sup>1</sup>Nathan Sukmawan, <sup>2</sup>Rian Febrian Umbara, <sup>3</sup>Aniq Atiqi Rohmawati

Ilmu Komputasi Fakultas Informatika Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>nathansukmawans@gmail.com, <sup>2</sup>rianum@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup>aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

---

## ABSTRACT

Stock price index is an indicator that serves to determine the fluctuations (condition) of the stock price whether goes up or down. Prediction is done to estimate fluctuations of stock price index.

One of the prediction algorithm are Time Variant Fuzzy Time Series (TVFSTS). TVFSTS has been developed and combined with the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. In this study, a combination of TVFSTS and PSO algorithm will be applied to predict LQ45 and IHSG index. The prediction results are compared with the prediction result of then we compare the result with Time Variant Fuzzy Time Series Algorithm without PSO.

Results of several trials in this study suggest that the stock price index prediction using combination of PSO and the TVFSTS algorithms has Mean Absoute Deviation of 3.73492 and Mean Absolute Percentage Error of 1,461%. While TVFSTS without PSO has Mean Absoute Deviation of 3.90169 and Mean Absolute Percentage Error of 1,557%. From the experimental results it can be concluded that the combination of TVFSTS with PSO algorithms has better results than TVFSTS algorithm without PSO.

**Key Word:** Fuzzy Time Series, Particle Swarm Optimization, Prediction, Stock Index Price.

## ABSTRAK

Indeks harga saham merupakan indikator yang berfungsi untuk mengetahui fluktuasi (keadaan) harga saham naik atau turun. Untuk memperkirakan fluktuatif indeks harga saham dilakukan prediksi.

Salah satu algoritma prediksi adalah *Time Variant Fuzzy Time Series* (TVFSTS). TVFSTS telah dibangun dan dikombinasi dengan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Dalam penelitian ini, kombinasi dari TVFSTS dan algoritma PSO diterapkan untuk memprediksi indeks LQ 45 dan IHSG. Hasil prediksinya dibandingkan dengan hasil prediksi menggunakan TVFSTS tanpa PSO.

Hasil dari beberapa ujicoba pada tugas akhir ini menunjukkan bahwa prediksi indeks harga saham menggunakan menggunakan kombinasi algoritma PSO dan TVFSTS memiliki Mean Absoute Deviation sebesar 3,73492 dan Mean Absolute Percent Error sebesar 1,461%. Sedangkan untuk TVFSTS tanpa PSO memiliki Mean Absoute Deviation 3,90169 dan Mean Absolute Percent Error 1,557%. Dari hasil percobaan tersebut dapat disimpulkan bahwa kombinasi algoritma TVFSTS dengan PSO memiliki hasil lebih baik dibandingkan algoritma TVFSTS tanpa PSO.

**Kata Kunci:** *Fuzzy Time Series, Particle Swarm Optimization*, Prediksi, Indeks Harga Saham.

---

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Indeks harga saham berfungsi sebagai indikator kecenderungan naik atau turunnya saham bergantung dari jangka waktunya. Banyak hal yang mempengaruhi fluktuatifnya indeks harga saham seperti politik, kondisi ekonomi dan sosial. Karakteristik umum indeks harga saham adalah memiliki tingkat ketidakpastian. Ketidakpastian ini dalam hal pergerakan harga saham dalam jangka pendek, ataupun jangka panjang [1]. Prediksi merupakan salah satu cara untuk memperkirakan fluktuatif indeks harga saham.

*Artificial Intelligence* (AI) atau kecerdasan buatan merupakan sebuah metode yang digunakan dalam komputer yang meniru perilaku makhluk hidup. AI memiliki beberapa algoritma seperti *Time Variant Fuzzy Time Series* (TVFTS) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO).

Algoritma TVFTS merupakan salah satu algoritma prediksi yang menerapkan model dinamis dibawah lingkungan *fuzzy* dimana data historinya merupakan nilai linguistik [3]. Sedangkan PSO merupakan salah satu algoritma optimasi yang mengadaptasi perilaku sekumpulan hewan bergerak bersamaan untuk mencapai suatu tujuan. PSO diharapkan dapat menyempurnakan algoritma TVFTS dengan cara mengoptimasi nilai jumlah interval dan nilai keanggotaan dari PSO. Sebelumnya telah dilakukan penelitian yang menggunakan algoritma TVFTS untuk memprediksi pendaftaran mahasiswa di Universitas Alabama [3]. Kemudian pada penelitian selanjutnya algoritma TVFTS dikombinasikan dengan algoritma PSO dan hasil dari kombinasi algoritma tersebut lebih baik dibandingkan dengan penelitian sebelumnya [4].

Dari pemaparan diatas, penulis berniat melakukan penelitian untuk memprediksi indeks harga saham dengan menggunakan kombinasi algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Time Variant Fuzzy Time Series* (TVFTS). Dalam tugas akhir ini, penulis ingin membandingkan Mean Absolute Deviation (MAD) dan Mean Absolute Percent Error (MAPE) prediksi indeks harga saham menggunakan kombinasi algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Time Variant Fuzzy Time Series* (TVFTS) dengan algoritma *Time Variant Fuzzy Time Series* tanpa algoritma *Particle Swarm Optimization* untuk memprediksi indeks harga saham.

### 1.2 Perumusan Masalah

Permasalahan yang diangkat dalam penelitian tugas akhir ini terdiri dari:

- A. Bagaimana melakukan prediksi indeks harga saham yang termasuk di bursa efek Indonesia dengan menggunakan kombinasi algoritma TVFTS dan PSO?
- B. Bagaimana perbandingan MAD dan MAPE algoritma TVFTS menggunakan PSO dengan algoritma TVFTS tanpa PSO?

### 1.3 Tujuan

Untuk menjawab beberapa permasalahan yang ada, maka tujuan dari penelitian tugas akhir ini adalah:

- A. Memprediksi indeks saham dengan menggunakan kombinasi algoritma TVFTS dan PSO.
- B. Membandingkan MAD dan MAPE prediksi antara algoritma TVFTS dengan PSO dan TVFTS tanpa PSO.

## 2. Landasan teori

### 2.1 Particle Swarm Optimization (PSO)

Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). PSO diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhart pada tahun 1995 [9]. PSO mengadaptasi dari perilaku sekumpulan serangga dan burung yang mencapai suatu tujuan dengan bergerak bersamaan dan berkelompok. Kelompok yang bergerak bersamaan akan mengubah arah gerak secara tiba – tiba, menyebar dan berkumpul, hingga akhirnya mencapai tujuan.

PSO merupakan teknik komputasi evolusioner dengan metode optimasi yang didasarkan pada *Swarm intelligence*, yang mana populasi PSO didasarkan pada penelusuran algoritma dan diawali dengan populasi bersifat *random* atau acak yang disebut *particle*. Setiap *particle* diasumsikan mempunyai dua karakteristik yaitu posisi dan kecepatan.

Suatu *particle* terus menerus menyimpan posisi terbaik yang pernah dicapai atau biasa disebut sebagai *personal best position*. Setiap *particle* juga dapat menyimpan posisi terbaik dari keseluruhan *particle* dalam satuan waktu tertentu yang disebut *global best position*. Seluruh *particle* menyesuaikan kecepatan yang ada dan terus bergerak mendekati *global best position* serta meningkatkan nilai *fitness* dengan cara meningkatkan *personal best position*.

Persamaan PSO untuk memperbarui kecepatan dan posisi awal adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Alur perhitungan perbarui particle

Persamaan perbarui kecepatan *particle*

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + c_1 * r_1 * (p_{i,t} - v_{i,t-1}) + c_2 * r_2 * (p_g - v_{i,t-1}) \quad (2.1)$$

Persamaan perbarui posisi *particle*

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + v_{i,t} \quad (2.2)$$

**Keterangan:**

$v_{i,t}$  : kecepatan *particle* ke-*i* pada iterasi ke-*t*

$x_{i,t}$  : posisi *particle* ke-*i* pada iterasi ke-*t*

$c_1, c_2, r_1, r_2$  : konstanta positif sesuai dengan ketentuan

$r_1, r_2$  : bilangan riil yang bernilai [0,1]

$f_{i,t}$  : nilai *fitness swarm* ke - *i*

$f_{best}$  : nilai *fitness* terbaik dari semua *swarm*

*Inertia weight* (*W*) merupakan parameter untuk mengontrol dampak dari adanya kecepatan yang diberikan oleh suatu *particle*. *Inertia weight* digunakan untuk menyeimbangkan kemampuan penelusuran *personal best* dan *global best*, yang membatasi pergerakan *particle* sehingga perpindahan *particle* tidak melesat terlalu jauh. Parameter *inertia weight* diperoleh dari persamaan berikut:

$$W_t = W_{t-1} - ( \frac{W_{t-1} - W_{min}}{iterasi_{maksimal}} ) * t \quad (2.3)$$

**Keterangan:**

$W_{max}$  : *weight* maksimum

$W_{min}$  : *weight* minimum

$iterasi_{maksimal}$  : jumlah iterasi maksimal

*t* : iterasi ke - *n*

**2.2 Time Variant Fuzzy Time Series (TVFSTS)**

*Fuzzy Time Series* (FTS) menggunakan nilai himpunan *fuzzy* dari bilangan riil atas himpunan semesta yang ditentukan. Himpunan *fuzzy* bisa diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan suatu metode penggunaan data berupa himpunan *fuzzy* yang berasal dari bilangan riil atas himpunan semesta pada data sebenarnya [6].

Pada [6] telah dijelaskan bahwa *U* adalah himpunan semesta,  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ , maka suatu himpunan *fuzzy* *A* dari *U* adalah  $A = f_A(u_1)/u_1 + f_A(u_2)/u_2 + \dots + f_A(u_n)/u_n$  dimana  $f_A$  adalah fungsi keanggotaan *A*,  $f_A : U \rightarrow [0,1]$  dan  $1 \leq i \leq n$ . Jika  $X(t) (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$  adalah himpunan semesta dan merupakan himpunan bagian dari *R*, dan

*fuzzy set*  $f_j (t) (i = 1, 2, \dots)$  didefinisikan dalam  $X(t)$ , Kemudian  $F(t)$  adalah variabel linguistik dari  $f_j (t) (i =$

dikomposisikan menjadi  $F(t) = F(t-1) \circ \mu_{F_j}(t-1, 1)$  [6]. Berikut adalah langkah – langkah algoritma TVFSTS [3]:

**1. Definisikan Himpunan Semesta**

Himpunan semesta didefinisikan berdasarkan variasi data

$(x_{i,t})$ , sebagai berikut:

Hitung variasi data:

$$\Delta x_{i,t} = \frac{x_{i,t} - x_{i,t-1}}{t - t_1} \quad (2.4)$$

Keterangan:

*int* : fungsi pembulatan

$x_{i,t}$  : data pada saat *t*

$x_{i,t-1}$  : data pada saat *t* – 1

Setelah didapatkan variasi data, definisikan semesta (*U*) sebagai berikut:

Keterangan :

$$U = ( \Delta x_{i,t} - \Delta x_{i,t-1}, \Delta x_{i,t} + \Delta x_{i,t-1} ) \quad (2.5)$$

$\Delta x_{i,t}$  : nilai variasi terbesar

$\Delta x_{i,t-1}$  : nilai variasi terkecil

$r_1$  &  $r_2$  : bilangan positif untuk mempermudah proses komputasi

**2. Definisikan Tabel Interval**

Hasil rata – rata variasi untuk menentukan urutan interval, jarak interval dan nilai keanggotaan. Nilai keanggotaan

dibagi menjadi 10 [3]. Berikut adalah tabel interval, panjang interval dan nilai keanggotaan:

Tabel 2. 1 Contoh panjang interval dan nilai

keanggotaan [3]		
Interval	Panjang Interval	Nilai Keanggotaan
1	$\Delta x_{i,t} = 50$	0,9
2	$\Delta x_{i,t} = 100$	0,8
3	$\Delta x_{i,t} = 150$	0,7
4	$\Delta x_{i,t} = 200$	0,6
5	$\Delta x_{i,t} = 250$	0,5
6	$\Delta x_{i,t} = 300$	0,4
7	$\Delta x_{i,t} = 350$	0,3
8	$\Delta x_{i,t} = 400$	0,2
9	$\Delta x_{i,t} = 450$	0,1
10	$\Delta x_{i,t} = 500$	0

**3. Definisikan Jumlah Partisi**

Hitung jumlah partisi yang akan digunakan sebagai berikut:

$1, 2, \dots,$   
maka

$X(t)$

( $t=..0,1,2,..$ ) bagian dari bilangan riil.

$$f(t) = \frac{(n + 1) - D}{n} \quad (2.5)$$

Keterangan :

$F(t-1)$  dan  $F(t)$  direlasikan dengan  $R(t-1)$  dan

- $n$  : jumlah interval
- $D$  : panjang interval

**4. Definiskan Fuzzy set dari Himpunan Semesta**

Himpunan semesta  $X_1 - X_8$  didefinisikan menjadi

fuzzy set dengan fungsi keanggotaan yang digunakan adalah fungsi sigmoid. Berikut fuzzy set pada Time Variant Fuzzy Time Series:

$$\begin{aligned} \mu_{X_1} &= \mu_{X_1}/X_1 + \mu_{X_2}/X_2 + \mu_{X_3}/X_3 + \dots + \mu_{X_n}/X_n \\ \mu_{X_2} &= \mu_{X_1}/X_1 + \mu_{X_2}/X_2 + \mu_{X_3}/X_3 + \dots + \mu_{X_n}/X_n \\ \mu_{X_3} &= \mu_{X_1}/X_1 + \mu_{X_2}/X_2 + \mu_{X_3}/X_3 + \dots + \mu_{X_n}/X_n \\ &\dots \dots \dots \end{aligned}$$

$$\mu_{X_8} = \mu_{X_1}/X_1 + \mu_{X_2}/X_2 + \mu_{X_3}/X_3 + \dots + \mu_{X_n}/X_n \quad (2.6)$$

**5. Fuzzifikasi Variasi Data**

Fuzzifikasi data sesuai dengan fuzzy set dan variasi data.

Tabel 2. 2 Contoh fuzzifikasi nilai variasi berdasarkan fuzzy set [3]

Year	Actual Enrollment	Variation	Fuzzy set Variation
1971	13055	-	-
1972	13563	508	$\mu_{X_6}$
1973	13867	304	$\mu_{X_6}$
1974	14696	829	$\mu_{X_6}$
1975	15460	764	$\mu_{X_6}$
1976	15311	-149	$\mu_{X_6}$
1977	15603	292	$\mu_{X_6}$
1978	15861	258	$\mu_{X_6}$
1979	16807	946	$\mu_{X_6}$
1980	16919	112	$\mu_{X_4}$
1981	16388	-531	$\mu_{X_2}$
1982	15433	-955	$\mu_{X_2}$
1983	15497	64	$\mu_{X_4}$
1984	15145	-352	$\mu_{X_6}$
1985	15163	18	$\mu_{X_4}$
1986	15984	821	$\mu_{X_6}$
1987	16859	875	$\mu_{X_6}$
1988	18150	1291	$\mu_{X_6}$
1989	18970	820	$\mu_{X_6}$
1990	19328	358	$\mu_{X_6}$
1991	19337	9	$\mu_{X_4}$

$$\mu_{X_i} = \mu_{X_{i-1}} = [\mu_{X_1} \mu_{X_2} \dots \mu_{X_n}]$$

$$\mu_{X_i}^{(i)} = [\mu_{X_{i-1}}] = \begin{bmatrix} \mu_{X_1} & \mu_{X_2} & \mu_{X_3} \\ \mu_{X_2} & \mu_{X_3} & \mu_{X_4} \\ \mu_{X_3} & \mu_{X_4} & \mu_{X_5} \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Kedua matriks diatas dikomposisikan mengikuti operasi fuzzy  $\mu_{X_i}$  sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_{X_i} &= \mu_{X_i}^{(i)} \otimes \mu_{X_i} = \begin{bmatrix} \mu_{X_1} \cdot \mu_{X_1} & \mu_{X_2} \cdot \mu_{X_2} & \mu_{X_3} \cdot \mu_{X_3} \\ \mu_{X_2} \cdot \mu_{X_1} & \mu_{X_3} \cdot \mu_{X_2} & \mu_{X_4} \cdot \mu_{X_3} \\ \mu_{X_3} \cdot \mu_{X_1} & \mu_{X_4} \cdot \mu_{X_2} & \mu_{X_5} \cdot \mu_{X_3} \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \\ &= [\mu_{X_1} & \mu_{X_2} & \mu_{X_3}] \quad (2.8) \end{aligned}$$

Nilai  $\mu_{X_i}$  didapatkan dari hasil komposisi matriks diatas dengan menghitung nilai maksimal tiap kolom  $\mu_{X_i}$ .

$$\mu_{X_i} = [\mu_{X_1}, \mu_{X_2}, \dots, \mu_{X_n}] = \max(\mu_{X_1}, \mu_{X_2}, \dots, \mu_{X_n}) \quad (2.9)$$

$$\mu_{X_i} = [\mu_{X_1}, \dots, \mu_{X_n}]$$

Berikut adalah ilustrasi dari matriks diatas:

$$\begin{aligned} \mu_{X_i}^{(3)}(1987) &= \mu_{X_i}^{(1976)} \quad \mu_{X_i} \quad 0 \quad 0 \\ &= [0 \quad 0,4 \quad 1 \quad 0,4 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0] \\ \mu_{X_i}^{(3)}(1978) &= \mu_{X_i}^{(3)}(1987) \otimes \mu_{X_i}^{(1987)} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0,4 \quad 1 \quad 0,4 \\ \mu_{X_i}^{(3)}(1978) &= [0 \quad 0,4 \quad 0 \quad 1 \quad 0,4 \quad 0,4 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0,4 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \\ & \quad 0 \quad 0,4 \quad 0,4 \quad 1 \quad 0,4 \quad 0,4 \quad 0 \quad 0 \end{aligned}$$

Nilai maksimal dari setiap kolom  $\mu_{X_i}^{(3)}(1978)$  dan  $\mu_{X_i}^{(3)}(1978)$ :

$$\mu_{X_i}^{(3)}(1978) = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0,16 \quad 0,4 \quad 0,4 \quad 0 \quad 0]$$

Hasil diatas menunjukkan ada tiga interval yang tidak bernilai 0 yaitu:  $X_4$ ,  $X_5$  dan  $X_6$ , tiga interval tersebut memiliki nilai tengah masing – masing 50, 350, dan 650. Defuzzifikasi nilai tengah menggunakan metode weighted-average.

$$\mu_{X_i}^{(3)}(1978) = \frac{0,16 \cdot 50 + 0,4 \cdot 350 + 0,4 \cdot 650}{3} = 136$$

Selanjutnya hitung nilai prediksi dari  $\mu_{X_i}^{(3)}(1978)$ :

$$\mu_{X_i}^{(3)}(1978) = \mu_{X_i}^{(1978)} + \mu_{X_i}^{(1977)} = 136 + 15603 = 15739$$

**2.3 Menghitung Kesalahan Prediksi**

Keakuratan atau performansi suatu prediksi dari suatu metode dapat dilihat dengan menghitung kesalahan

prediksi (*error*) dari hasil prediksi tersebut. Ada beberapa metode untuk menghitung *error* dari suatu data, yaitu:

#### **6. Asumsikan Window Base dan Matriks Kriteria**

*Window base* (☞) dan matriks kriteria (☞) adalah asumsi yang digunakan untuk prediksi, representasikan ke bentuk matriks:

**2.3.1 Mean Absolute Deviation (MAD)**

MAD merupakan rata – rata keseluruhan nilai deviasi, kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil prediksi. Rumus MAD adalah [3]:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |F_t - R_t|}{n} \tag{2.10}$$

**2.3.2 Mean Percent Error (MAPE)**

MAPE merupakan rata – rata presentase nilai *error*, kesalahan (selisih) antara data aktual dengan data hasil prediksi yang direpresentasikan dalam bentuk *percent* [3]. Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - R_t|}{R_t} \tag{2.11}$$

Keterangan:

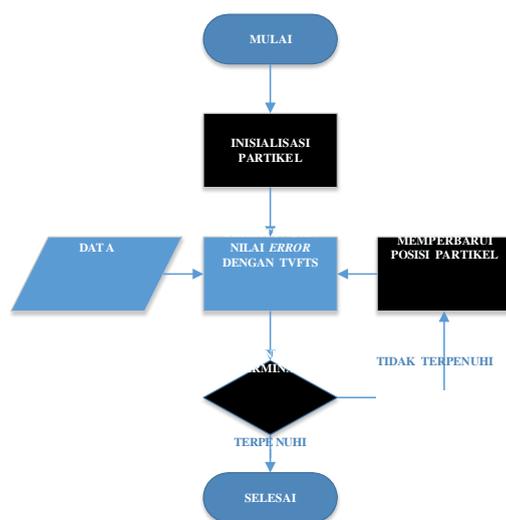
- $F_t$  = Nilai prediksi periode waktu t
- $R_t$  = Data actual pada periode waktu t
- $n$  = Jumlah histori data pada periode estimasi

**3. Gambaran Sistem**

Sistem prediksi yang akan dibangun secara umum terbagi dalam 3 tahap proses utama. Tahap pertama adalah inialisasi *particle* secara acak dengan batas dari preprocessing data. Tahap kedua adalah pembangunan sistem TVFTS untuk mengelompokkan data dengan aturan dari sistem. Tahap terakhir adalah prediksi indeks harga saham dengan sistem yang telah dibangun. Untuk mengukur hasil prediksi penulis menggunakan metode MAD. Berikut adalah alur kerja perancangan sistem:

Keterangan :

- : Time Variant Fuzzy Time Series (TVFTS)
- : Particle Swarm Optimization (PSO)



Gambar 2 Alur Perancangan Sistem

Secara lebih rinci, berikut ini adalah proses system prediksi indeks harga saham:

1. Membangkitkan nilai secara acak pada inialisasi *particle*.
2. Perhitungan nilai *error* dilakukan dengan nilai masukan yang berasal dari inialisasi *particle* yang mengoptimasi jumlah partisi interval dan

nilai keanggotaan pada algoritma TVFTS

3. Jika kondisi terminasi telah terpenuhi sesuai dengan ketentuan yang telah digunakan maka proses pencarian dihentikan, apabila kondisi terminasi belum sesuai dengan ketentuan maka perbarui posisi *particle* dan lakukan ulang proses

perhitungan sampai sesuai dengan ketentuan yang digunakan.

**4. Hasil dan Analisis**

Pengujian dilakukan dengan 8 skenario dan 48 percobaan, berikut adalah skenario pengujian :

Tabel 4. 1 Skenario pengujian untuk iterasi = 500

No	Skenario	ITERASI	PARTICLE	SWARM	w
1	1	500	50	50	3
2					4
3					5
4					6
5					7
6					8
7	2	500	100	50	3
8					4
9					5
10					6
11					7
12					8
13	3	500	50	100	3
14					4
15					5
16					6
17					7
18					8
19	4	500	100	100	3
20					4
21					5
22					6
23					7
24					8

Tabel 4. 2 Skenario pengujian untuk iterasi = 1000

No	Skenario	ITERASI	PARTICLE	SWARM	w
1	1	1000	50	50	3
2					4
3					5
4					6
5					7
6					8
7	2		100	50	3
8					4
9					5
10					6
11	3		50	100	7
12					8
13					3
14					4
15					5
16					6
17					7
18					8
19	4		100	100	3
20					4
21					5
22					6
23					7
24					8

Berdasarkan skenario pengujian yang dilakukan terhadap dua data, yaitu data Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan data indeks harga saham LQ45. Hasil yang ditampilkan merupakan skenario terbaik yang dilakukan berdasarkan MAD dan MAPE, berikut adalah analisis dari masing – masing indeks harga saham:

**1. Analisis prediksi indeks LQ 45**

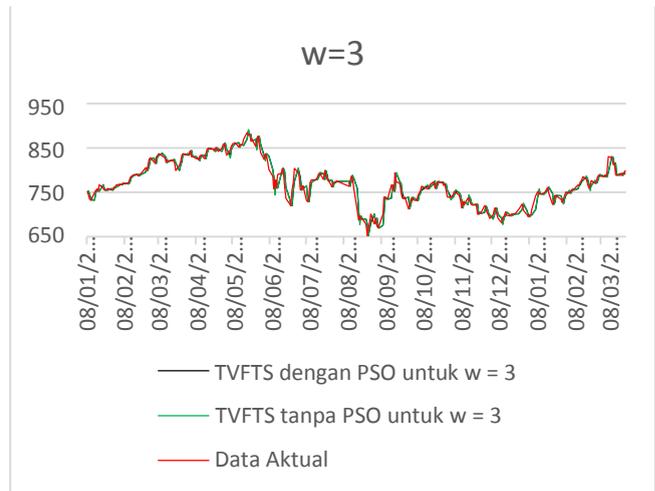
Skenario terbaik untuk indeks LQ 45 yaitu menggunakan 1000 iterasi, 100 *particle* dan 100 swarm. Hasil MAD pengujian rata - rata sebesar 8,99748 dan MAPE pengujian rata – rata sebesar 1,18%, berikut adalah tabel dan grafik perbandingan prediksi:

Keterangan:

4.3 Tabel parameter TVFTS Pengujian indeks LQ 45			
Dmax	21	D2	9
Dmin	-21,1	D1	8,9
Nilai Keanggotaan			
w=3		w=6	
0,00833	0,01873	0,00126	0,143524
w=4		w=7	
0,00205	0,14849	0,00357	0,155815
w=5		w=8	
0,00288	0,14436	0,00508	0,075189

4.4.Tabel Perbandingan nilai error

	TVFTS dengan PSO	TVFTS Tanpa PSO
MAD	8,99748	9,39179
MAPE	1,18%	1,232%



Gambar 4.1 Grafik perbandingan hasil prediksi

**2. Analisis prediksi indeks IHSG**

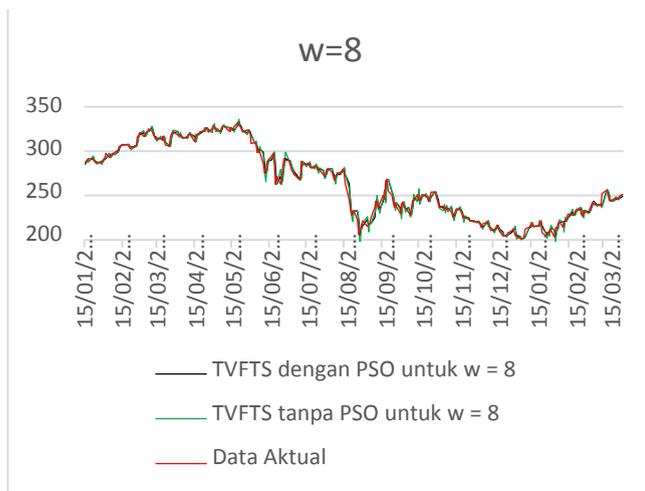
Skenario terbaik untuk indeks IHSG yaitu menggunakan 1000 iterasi, 100 *particle* dan 50 swarm. Hasil MAD pengujian rata - rata sebesar 3,73492 dan MAPE pengujian rata – rata sebesar 1,461%, berikut adalah grafik dan tabel perbandingan hasil prediksi:

4.5 Tabel parameter TVFTS

Pengujian indeks IHSG			
Dmax	50,772	D2	9,228
Dmin	-41,593	D1	8,407
Nilai Keanggotaan			
w=3		w=6	
0,0028	0,02707	0,00323	0,14621
w=4		w=7	
0,00916	0,14995	0,10621	0,11014
w=5		w=8	
0,00454	0,12976	0,00408	0,06529

4.6 Tabel Perbandingan nilai error

	TVFTS dengan PSO	TVFTS Tanpa PSO
MAD	3,73492	4,04749
MAPE	1,461%	1,692%



Gambar 4.2 Grafik perbandingan hasil prediksi

Berdasarkan hasil observasi yang dilakukan penggunaan *windowbase* ( $w$ ) dipengaruhi fluktuatif data. Indeks LQ 45 dengan  $w = 3$  menghasilkan nilai *error* terkecil diantara  $w$  lainnya, sedangkan indeks IHSG dengan  $w = 8$  menghasilkan *error* terkecil diantara  $w$  lainnya.

#### 4.3 Analisis Kompleksitas Waktu Asimptotik

Kompleksitas waktu asimptotik yang telah dibangun oleh kombinasi algoritma *Particle Swarm Optimization*(PSO) dan *Time Variant Fuzzy Time Series* (TVFTS) yang telah dibangun mempunyai kompleksitas waktu asimptotik  $O(p \cdot \log(p))$ , jika dibandingkan dengan kompleksitas waktu algoritma *Time Variant Fuzzy Time Series* sendiri yaitu  $O(\log(p))$  dapat diketahui kompleksitas waktu asimptotik kombinasi algoritma TVFTS dan PSO lebih besar.

Kompleksitas algoritma ini dipengaruhi oleh banyaknya jumlah maksimum iterasi, jumlah *swarm*, jumlah *particle* dan banyaknya data yang digunakan. Semakin banyaknya jumlah untuk setiap parameter tersebut maka semakin tinggi kompleksitas waktu dalam pencarian solusinya.

Jika pada tugas akhir ini menggunakan skenario dengan jumlah maksimum iterasi adalah 500, jumlah *swarm* maksimum 50, jumlah *particle* 50 dan jumlah  $W$  33 akan diperoleh nilai proses yang akan dilakukan PSO dan TVFTS untuk sekali proses training adalah 41.250.000.000 proses.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan observasi yang telah dilakukan, tugas akhir ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Kombinasi parameter yang tepat merupakan faktor penting yang mempengaruhi hasil prediksi. Parameter yang dimaksud antara lain : *swarm*, *particle*, iterasi, dan *windowbase* ( $w$ ). Karena parameter harus disesuaikan dengan karakteristik data.
2. Kompleksitas waktu pada kombinasi algoritma TVFTS dan PSO lebih besar karena *learning* yang dilakukan untuk memperbaiki *swarm* dengan kompleksitas waktu asimptotik  $O(p \cdot \log(p))$ . Sedangkan kompleksitas waktu asimptotik algoritma TVFTS tanpa PSO adalah  $O(\log(p))$  karena tidak memperbarui parameter seperti yang dilakukan PSO.
3. Perbandingan hasil prediksi antara kombinasi algoritma TVFTS dan PSO dengan hanya menggunakan algoritma TVFTS menunjukkan bahwa kombinasi algoritma TVFTS dan PSO mempunyai MAPE dan MAD yang lebih kecil.

## 5.2 Saran

Saran dari tugas akhir ini yaitu:

1. Penggunaan data time series dibidang yang berbeda layak untuk dianalisis
2. Mengkombinasikan Algoritma TVFTS dengan algoritma lainnya seperti Algoritma Genetika, yang diharapkan dapat menghasilkan performansi yang lebih baik, karena pada algoritma genetika terdapat dua cara memperbarui generasi yang tidak terdapat didalam algoritma PSO.

## 6. DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Bisnis Investasi Saham [online], [Di akses 23 11 2014], Available : <http://www.bisnisinvestasisaham.com/investasi-saham/pengertian-saham/>.
- [2]. Bursa Efek Indonesia, "IDX," [Online], [Di akses 23 11 2014], Available: <http://www.idx.co.id/id-beranda/informasi/bagiinvestor/saham.aspx>.
- [3]. Liu, H.T., Wei, N.C., Yang, C.G.,(2009) "Improved Time-Variant Fuzzy Time Series Forecast," Fuzzy Optimization Decision Making, Vol. 8, pp. 45–65.
- [4]. Mahnam. M., Fatemi Ghomi. S.M.T., (2012) " A Particle Swarm Optimization Algorithm for Forecasting Based on Time Variant Fuzzy Time

- Series* “ Department of Industrial Engineering,  
Vol 23, No. 4.
- [5]. Rahmawati, Nurfika Esti., (2012). *Prediksi Data Time Series Menggunakan Fuzzy Inference System dan Particle Swarm Optimization (Studi Kasus: Prediksi Harga Emas)*. Institut Teknologi Telkom, Bandung.
- [6]. Song, Q., Chissom, B.S., (1993) “*Fuzzy Time Series and its Models,*” *Fuzzy sets and System*, Vol. 54, pp. 269-277.
- [7]. Santosa, Budi, (Di unduh November 2014) *Tutorial Particle Swarm Optimization*. ITS:Surabaya.
- [8]. Suyanto. 2008. *Artificial Intelligence*. Bandung: Informatika.
- [9]. Suyanto. 2010. *Algoritma Optimasi Deterministik atau Probabilistik*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [10]. Van Den Goorbergh, R. W. J., Vlaar, P. J. G. (1999), “*Value-at-Risk Analysis of Stock Returns: Historical Simulation, Variance Techniques or Tail Index Estimation?*”. *Econometric Research and Spesial Studies Department*.