

PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM DENGAN METODE GABUNGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

Lisbeth Evalina Siahaan¹, Rian Febrian Umbara, S.Si, M.Si², Yuliant Sibaroni, S.T., M.T.³

¹²³Prodi Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹evalinalisbeth@bclaboratory.com, ²rianum123@gmail.com, ³Ysibaroni@gmail.com

Abstrak

Harga suatu saham yang berubah secara cepat dari waktu ke waktu. Pergerakan indeks harga saham menjadi tolak ukur para pemilik saham untuk membuat keputusan kapan sebaiknya saham dibeli, dijual atau diperthankan. Untuk itu diperlukan suatu model yang dapat memprediksi indeks harga saham untuk memantau pergerakan tersebut dan membantu para pemilik saham dalam mengambil keputusan. Penelitian ini mengusulkan metode untuk memprediksi pergerakan harga saham dengan menggunakan metode gabungan *Support Vector Regression* (SVR) pada tahap dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) pada tahap kedua. Pada penelitian ini, Algoritma Genetika atau *Genetic Algorithm* (GA) akan digunakan untuk melakukan optimasi parameter SVR. Prediksi dibuat untuk 1, 3, 5, 7, 10, 15, dan 30 hari kedepan. Dari serangkaian uji coba yang dilakukan, SVR-JST (SVR dioptimasi GA) memberikan tingkat kesalahan lebih kecil dibandingkan dengan metode JST.

Kata kunci: Indeks Harga Saham, Metode Gabungan, *Genetic Algorithm*, *Support Vector Regression*, Jaringan Syaraf Tiruan

Abstract

The stock price has changed rapidly over time . The movement of the stock price index is the benchmark for the investors to make a decision when the stock should be sold or retained . So we need a model that can predict stock price index to monitor the movement and help investors in making decisions . This paper proposes two stage fusion approach for predicting the movement of stock prices involving Support Vector Regression (SVR) in the first stage and Artificial Neural Network (ANN) in the second stage . In this paper , Genetic Algorithm will be used to identify the optimal solution of choosing best parameter of SVR . The predictions are made for 1 , 3 , 5 , 7 , 10 , 15 , and 30 days in advance. From a series of experiments, it can be concluded SVR - JST (SVR optimized GA) gives the error rate is smaller than the ANN model.

Keywords : Stock Price, Hybrid Models, Genetic Algorithm, Support Vector Regression, Artificial Neural Network

1. Pendahuluan

Saham merupakan salah satu jenis investasi yang mampu memberikan keuntungan yang menarik sehingga banyak dipilih oleh investor sebagai alternatif investasi [4]. Namun, perubahan pada faktor-faktor mikro-ekonomi menyebabkan ketidakpastian harga saham sehingga dibutuhkan prediksi untuk melihat pergerakan pasar saham dimasa depan [2].

Ada banyak cara untuk memprediksi indeks harga saham, yaitu model statistik seperti *Moving Average*, *Exponential Smoothing* dan ARIMA merupakan model dengan karakteristik linear yang telah diuji oleh (Bollersle, 1986; Hsiesh, 1991; Rao & Gabr, 1984). Namun, pada kenyataan yang ada data time series harga saham memiliki dimensi yang besar sehingga dikembangkan pendekatan untuk data yang bersifat nonlinear. Pendekatan-pendekatan tersebut yaitu dengan Jaringan Syaraf Tiruan, Fuzzy Logic, Algoritma Genetika, dan lain-lain (Hadavandi, Shavandi, & Ghanbari, 2010b; Lee & Tong, 2011; Zarandi, Hadavandi, & Turksen, 2012). Penelitian menunjukkan bahwa hasil pendekatan dengan nonlinear lebih akurat daripada metode statistika terdahulu. Jigal Patel juga melakukan penelitian prediksi indeks harga saham untuk 1-10, 11-15 dan 30 hari kedepan. Parameter hari ke- t digunakan sebagai variabel input untuk memprediksi harga penutup hari ke- $t+n$. Namun, jika nilai n bertambah maka prediksi akan berdasarkan nilai parameter input yang bertambah tua sehingga hasil prediksi tidak cukup akurat [2]. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian dilakukan dengan dua tahap untuk mengurangi tingkat kesalahan. Tahap pertama digunakan SVR kemudian JST/SVR/Random Forest pada tahap kedua .

Permasalahan utama pada SVR adalah pemilihan parameter yang dapat mempengaruhi penurunan dari performa model. Algoritma Genetika atau *Genetic Algorithm* (GA) adalah metode *meta-heuristik* yang dapat mengoptimasi parameter SVR (Cheng, 2007). Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini kemudian dikembangkan dengan tujuan mengusulkan model baru sebagai prediksi nilai saham menggunakan metode gabungan *Support Vector Regression* dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi hari ke- $t+n$ yang parameter SVR dioptimasi menggunakan GA. Penelitian ini fokus memprediksi indeks harga saham pada 1, 3, 5, 7, 10, 15, dan 30 hari kedepan.

2. Indikator Analisa Teknis

Menurut Murphy analisa teknikal adalah studi dari aksi-aksi pasar menggunakan grafik untuk meramalkan tren harga saham masa depan. Para peneliti percaya bahwa faktor yang dapat mempengaruhi pasar sudah tercermin dalam histori harga saham dan semua informasi-informasi baru akan segera tercermin dalam historis tersebut. Indikator analisa teknis adalah rumus matematika yang diterapkan pada data harga atau volume untuk pemodelan beberapa aspek dari pergerakan tersebut [7].

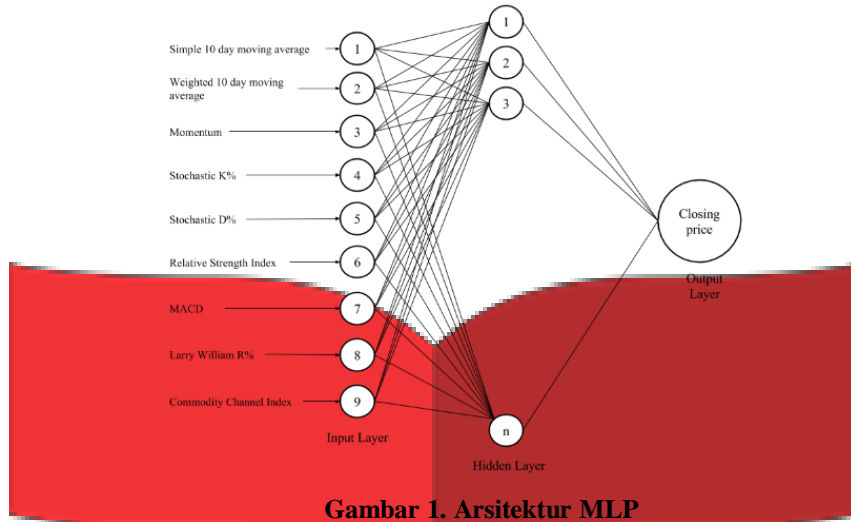
Indikator analisa teknis pada Tabel akan digunakan sebagai masukan untuk meprediksi harga saham. Selain itu indikator-indikator tersebut sudah pernah dikasi oleh Jigal Patel dan Yakup Kara. Mereka menggunakan indikator analisa teknis untuk memprediksi pergerakan harga saham CNX Nifty dan SP Bombay Stock Exchange [2,3]

Tabel 1. Indikator analisa teknis [2]

Indikator	Formula
Simple Moving Averages	$\frac{\diamond + \diamond_1 + \dots + \diamond_n}{n}$
Weigthed Moving Averages	$\frac{\diamond + (\diamond - 1)\diamond_1 + \dots + 1}{\diamond + (\diamond - 1) + \dots + 1}$
Momentum	$\frac{\diamond - \diamond_{(n-1)}}{\diamond_{(n-1)}}$
Stochastic K%	$\frac{\diamond - \diamond_{(n-1)}}{\diamond - \diamond_{(n-1)}} \times 100$
Stochastic D%	$\frac{100}{\sum_{i=1}^n \frac{\diamond - \diamond_{(n-1)}}{\diamond - \diamond_{(n-1)}}} \times 100\%$
Relative strength index	$RSI = 100 - \frac{100}{1 + (\sum_{i=0}^n \frac{\diamond_{(i)} - \diamond_{(i-1)}}{\diamond_{(i-1)}}) / (\sum_{i=0}^n \frac{\diamond_{(i-1)} - \diamond_{(i)}}{\diamond_{(i-1)}})}$
Moving Average Convergence Divergence	$MACD = \frac{2}{n+1} \times (\diamond_{(n)} - \diamond_{(n-1)})$ $SI(12) = \frac{2}{12+1} \times (\diamond_{(12)} - \diamond_{(11)})$ $SI(26) = \frac{2}{26+1} \times (\diamond_{(26)} - \diamond_{(25)})$ $MACD = SI(12) - SI(26)$ $a = \frac{2}{n+1}$
Larry William R%	$WR = \frac{\diamond - \diamond_{(n-1)}}{\diamond - \diamond_{(n-1)}} \times 100$
Commodity Channel Index	$CCI = \frac{\diamond - \diamond_{(n-1)}}{0.015 \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\diamond_{(i)} - \diamond_{(i-1)})^2}}$

3. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah sistem pengolahan informasi yang direpresentasikan dari jaringan syaraf biologi. Algoritma pelatihan yang digunakan adalah algoritma *backpropagation* dengan fungsi aktivasi sigmoid. Sesuai dengan namanya algoritma ini melakukan dua tahap perhitungan, yaitu : perhitungan maju untuk mengitung *error* antar keluaran aktual dan target; dan perhitungan mundur yang mengpropagasi balik galat tersebut untuk memperbaiki bobot-bobot sinaptik pada semua neuron yang ada [1]. Prediksi merupakan salah satu pekerjaan yang dapat diselesaikan dengan JST *backpropagation*. Gambar 1 adalah arsitektur JST yang digunakan pada penelitian ini.



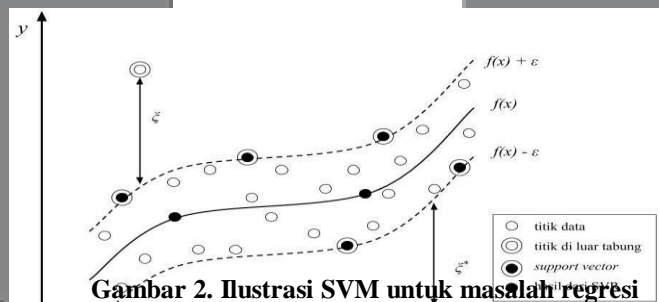
Gambar 1. Arsitektur MLP

4. Support Vector Regression (SVR)

SVR merupakan penerapan SVM dalam kasus regresi yang mampu menunjukkan performansi yang bagus. Semisal diberi sejumlah data latih $\{x_i, y_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ di mana x_i menyatakan vektor masukan dan keluaran $y_i \in \mathbb{R}$ maka tujuan utama SVR adalah menemukan sebuah fungsi $y=f(x)$ dengan deviasi rentang ϵ sehingga menghasilkan prediksi yang mendekati target aktual untuk semua data latih. Algoritma SVR menempatkan sebuah tabung di sekitar data seperti pada Gambar 2. Variabel ϵ adalah parameter yang mewakili radius disekitar fungsi. Selama kesalahan tersebut kurang dari ϵ di dalam SVR, fungsi regresi dinyatakan dalam bentuk persamaan umum sebagai berikut [11]

$$f(x) = w \cdot \phi(x) + b \tag{1}$$

dimana $\phi(x)$ adalah suatu titik didalam *feature space* F hasil pemetaan x di dalam *input space*. SVR juga mencari persamaan regresi sedatar mungkin yaitu mencari nilai w seminimal mungkin. Salah satu caranya adalah dengan Euclidian $\|\phi(x)\|^2$.



Gambar 2. Ilustrasi SVM untuk masalah regresi

Bada umumnya ada titik di luar zona ϵ . Kondisi ini dapat diatasi dengan menambah variabel slack yaitu ξ_i sebagai pembatas dalam masalah optimasi. Istilah ξ_i menunjukkan jarak antara titik (x_i, y_i) antar kedataran [11].

$$\min_w \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{2} \|\phi(x_i)\|^2 + \xi_i \right) \tag{2}$$

$$\left(\frac{1}{2} \|\phi(x_i)\|^2 + \xi_i - y_i \right) \leq \epsilon + \xi_i \tag{3}$$

$$\left(\frac{1}{2} \|\phi(x_i)\|^2 + \xi_i + y_i \right) \leq \epsilon + \xi_i \tag{4}$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \tag{5}$$

Mirip dengan SVM, permasalahan optimasi konstrain diatas dapat diselesaikan dengan teori Lagrangian dan Karush Khun Tucker untuk mendapat nilai bobot dan bias fungsi SVR. Pada kasus nonlinear SVR dapat melakukan pemetaan vektor $input \in \mathbb{R}^n$ ke dalam ruang fitur yang lebih tinggi $\in \mathbb{R}^m$ agar data tersebut dapat dipisahkan secara linear. Pemetaan tersebut dapat dilakukan dengan menerapkan fungsi *kernel*. Ada berbagai pilihan kernel yang dapat digunakan seperti fungsi linear, *polynomial*, *Radial Basis Function (RBF)*, *spline* dan *B spline*. Namun, pada penelitian ini fungsi kernel yang dipakai adalah RBF yang didefinisikan sebagai berikut :

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (6)$$

dimana γ adalah konstanta dari *Radial Basis Function* [11].

5. Algoritma Genetika atau Genetic Algorithm (GA)

GA adalah cabang dari algoritma evolusi yang merupakan metode heuristik. GA biasanya digunakan sebagai algoritma pencarian parameter-parameter optimal. Dalam GA sebuah populasi dibangkitkan secara acak. Populasi terdiri dari banyak individu yang merepresentasikan solusi-solusi. Setiap individu hanya memiliki satu kromosom dengan panjang tetap selama evolusi (Suyanto, 2008).

Permasalahan utama dari SVR adalah pemilihan parameter fungsi kernel. Parameter tersebut dapat mempengaruhi performa model. Untuk itu model SVR dikembangkan dengan optimasi parameter kernel menggunakan metode GA. Parameter SVR yang dioptimasi yaitu C , γ dan ϵ . Pada setiap iterasi, proses optimasi parameter oleh GA yang terjadi adalah sebagai berikut :

- Inisialisasi populasi yaitu membangkitkan sebuah populasi yang berisi sejumlah kromosom. Setiap kromosom panjangnya sama yaitu 1×30 . Kromosom ini direpresentasikan secara biner. Tiap 10 gen merepresentasikan 1 parameter.
- Dekode kromosom yaitu matriks hasil inisialisasi kromosom didekodekan menjadi individu x (C , γ dan ϵ) yang bernilai real dalam interval tertentu.
- Evaluasi SVR yaitu SVR mengevaluasi individu dari hasil decode kromosom,

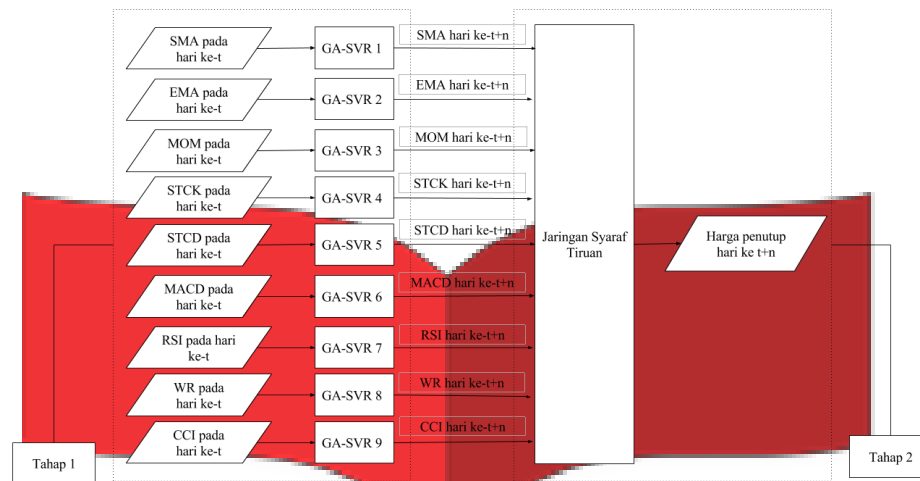
$$Fitness = \frac{1}{nRMSE + 0.0001} \quad (7)$$

dimana $nRMSE$ adalah hasil dari normalisasi RMSE. Normalisasi ini dilakukan agar dapat melihat apakah RMSE termasuk tinggi atau rendah karena tiap data mempunyai rentang nilai yang berbeda.

- Elitisme yaitu menjaga individu bernilai fitness tertinggi agar tidak hilang dengan membuat satu atau dua kopi dari individu bernilai fitness tertinggi tersebut.
- Seleksi orang tua menggunakan algoritma Roulette Wheel.
- Pindah silang yaitu rekombinasi gen-gen dari kedua orangtua sehingga dihasilkan dua kromosom anak dengan memperhatikan probabilitas cross over (P_c).
- Mutasi yaitu perubahan gen dengan memperhatikan probabilitas mutasi (P_m). Jika suatu bilangan acak $[0,1)$ dibangkitkan dan kurang dari (P_m), maka gen akan diganti dengan nilai kebalikannya (0 menjadi 1).
- Seleksi Survivor yaitu mengganti kromosom lama dengan semua kromosom baru yang dihasilkan dari proses elitisme, rekombinasi, dan mutasi.
- Kondisi berhenti jika kriteria terpenuhi.

6. Pendekatan dengan SVR-JST (SVR Dioptimasi GA)

Penelitian ini terbagi menjadi 3 tahap. Tahap pertama yaitu perhitungan indikator analisa teknis yang menggambarkan indeks saham pada hari ke- t . Tahap kedua, tiap indikator pada hari ke- t digunakan sebagai masukan untuk memprediksi indikator teknis pada hari ke- $t+n$ dengan proses SVR. Proses SVR dilakukan sebanyak sembilan kali yang mewakili 9 indikator teknis. Keluaran dari tahap dua ini yaitu indikator pada hari ke- $t+n$ digunakan sebagai masukan untuk memprediksi harga penutup pada hari ke- $t+n$ di tahap ketiga yaitu dengan menggunakan JST *backpropagation*. Berbeda dengan pendekatan satu tahap, dimana model prediksi mengidentifikasi harga penutup pada hari ke- $t+n$ dengan parameter *input* yaitu indikator analisa teknis yang mendeskripsikan hari ke- t . Gambar 3 merupakan diagram alur prediksi indeks harga saham.



Gambar 3. Gambaran umum sistem secara detail

Untuk meningkatkan performa model SVR, parameter SVR dioptimasi menggunakan GA. Parameter yang dioptimasi yaitu C , γ , dan ϵ . Adapun nilai fitness yang digunakan untuk mengukur kualitas dari tiap individu dihitung dengan menggunakan persamaan 7. Untuk menentukan ukuran populasi dan generasi pada GA, peneliti menggunakan ukuran populasi 50 dan 100 dengan ukuran generasi 50, 70, dan 100. Nilai P_c dan P_m yang digunakan adalah 0.9 dan 0.1. Kemudian parameter-parameter tersebut dikombinasikan dan diuji coba untuk melihat kapan kondisi nilai fitness konvergen pada GA, sehingga akan dipilih ukuran populasi dan generasi dari rata-rata hasil uji coba tersebut. Kondisi berhenti adalah saat nilai *fitness* maksimum sudah sama dengan nilai *fitness* minimum dan saat jumlah generasi telah tercapai untuk menghindari waktu eksekusi yang terlalu lama. Tabel 2 merupakan parameter GA yang akan dipakai untuk mengoptimasi parameter SVR.

Tabel 2. Parameter GA

P_m	Indikator	Populasi	Generasi	Indikator	Populasi	Generasi	Indikator	Populasi	Generasi
0.1	SMA	50	30	STCK	50	39	RSI	50	39
		100	40		100	48		100	48
	EMA	50	32	STCD	50	38	WR	50	39
		100	43		100	51		100	48
	MOM	50	38	MACD	50	38	CCI	50	37
		100	45		100	48		100	47

7. Hasil Penelitian

7.1 Data

Data yang digunakan pada yaitu data IHSG yang dilihat dari historis harga saham per hari selama 3 tahun yakni periode Januari 2012 – November 2015. Semua data diperoleh dari <http://www.duniainvestasi.com>. Data memiliki empat buah variabel yaitu Harga Pembuka, Harga Penutup, Harga Tertinggi dan Harga Terendah. Sebanyak 80% dari jumlah data digunakan sebagai data latih sedangkan 20% sisanya sebagai data uji.

7.2 Evaluasi Performa

Hasil prediksi indeks harga saham dibandingkan dengan data sebenarnya. Evaluasi performa yang dipakai adalah MAPE, RMSE, dan nRMSE. *nRMSE* adalah hasil dari normalisasi RMSE. Normalisasi ini dilakukan agar dapat melihat apakah RMSE termasuk tinggi atau rendah karena tiap indikator mempunyai rentang nilai yang berbeda. nRMSE digunakan pada proses GA-SVR.

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\sum_{i=1}^n |y_i|} \times 100 \tag{8}$$

$$\sum_{i=1}^n (A_i - \hat{A}_i)^2 = \sqrt{\frac{1}{2} (A_i - \hat{A}_i)^2}$$

(9)

Dimana \hat{A}_i adalah nilai sebenarnya dan A_i

7.3 Hasil

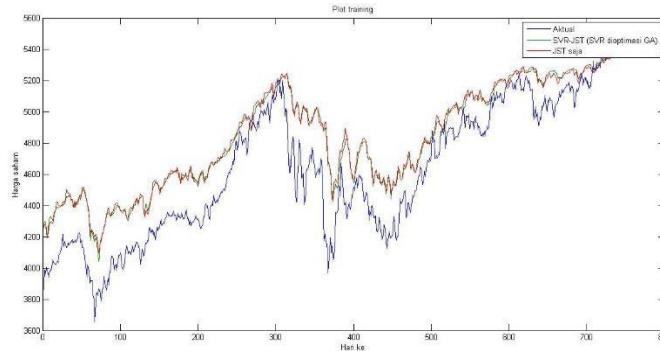
Penelitian ini fokus memprediksi indeks harga saham pada 1, 3, 5, 7, 10, 15 dan 30 hari kedepan untuk melihat apakah tingkat kesalahan metode SVR-JST (SVR dioptimasi GA) lebih kecil daripada metode satu tahap jika nilai n hari yang diprediksi bertambah.

Tabel 3. Perbandingan SVR-JST (SVR dioptimasi GA) dan JST

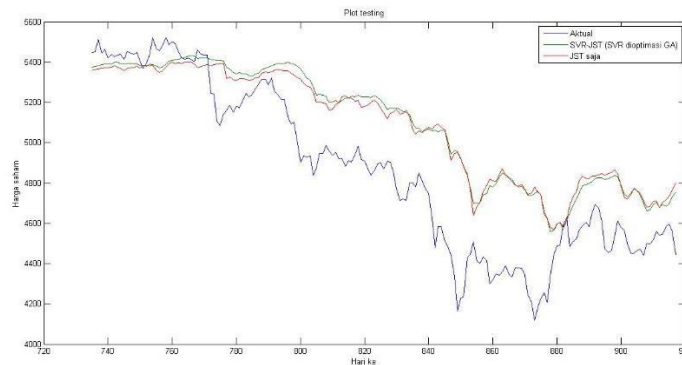
Prediksi t+n	Metode	epoch	Lr	RMSE pengujian	MAPE pengujian
t+1	SVR-JST	300	0.2	175.41	3.16%
	JST	100	0.1	168.62	3.02%
t+3	SVR-JST	500	0.3	248.56	4.45%
	JST	500	0.1	214.91	4.63%
t+5	SVR-JST	500	0.2	298.29	5.35%
	JST	500	0.2	295.36	5.31%
t+7	SVR-JST	500	0.2	306.68	5.44%
	JST	500	0.2	334.53	6.05%
t+10	SVR-JST	500	0.2	354.69	6.39%
	JST	500	0.1	376.51	6.87%
t+15	SVR-JST	500	0.1	347.73	6.57%
	JST	300	0.1	441.71	8.11%
t+30	SVR-JST	500	0.1	479.18	8.66%
	JST	500	0.1	526.92	9.78%

Tabel 3 menunjukkan hasil perbandingan dari kedua model. Dari tabel tersebut didapatkan bahwa prediksi yang dibuat untuk hari yang semakin jauh kedepan tingkat kesalahan akan semakin besar. Perlu diketahui bahwa hasil prediksi yang dipaparkan pada Tabel 3 merupakan hasil kombinasi parameter terbaik. Dari tabel tersebut didapatkan bahwa sebagian hasil uji coba tingkat kesalahan SVR-JST lebih kecil dibandingkan JST(tanpa hybrid) untuk prediksi hari ke 3,5,7,10,15, dan 30 hari kedepan. Hal ini ditunjukkan dengan nilai MAPE dan RMSE model SVR-JST lebih kecil dibandingkan metode JST saja.

Gambar 4 dan 5 menunjukkan nilai sebenarnya dari IHSG, nilai prediksi oleh model JST dan SVR-JST untuk memprediksi 5 hari kedepan. Gambar ini juga dapat digunakan sebagai representasi validasi efektivitas dengan menggunakan metode SVR-JST(SVR dioptimasi GA) yang diusulkan.



Gambar 4. Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan pada 5 hari ke depan (data latih)



Gambar 5. Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan pada 5 hari ke depan (data uji)

Dalam pendekatan dengan dua tahap (SVR-JST), model prediksi di tahap kedua harus memprediksi harga penutup pada hari ke- t dengan masukan yaitu indikator teknis yang menggambarkan hari ke- t . Prediksi tiap indeks pada hari ke- t adalah hasil dari hasil metode yang berakurasi kesalahan. Sehingga dengan metode SVR-JST dapat menggambarkan hari ke- t . Dari hasil perbandingan metode SVR-JST dan JST, dapat diambil bahwa peningkatan tingkat kesalahan metode SVR-JST lebih kecil daripada metode JST saja.

8. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dengan melakukan beberapa percobaan, dapat disimpulkan semakin besar nilai t hari yang diprediksi maka tingkat kesalahan semakin besar. Metode gabungan SVR-JST (SVR dioptimasi GA) dapat digunakan sebagai model prediksi pergerakan harga saham harian Indonesia dan mampu menunjukkan performa yang cukup baik, hal ini dapat ditunjukkan berdasarkan nilai selisih antara hasil prediksi dengan harga aktual MAPE yang relatif kecil yakni berkisar antara 1% hingga 10%. Kemudian berdasarkan hasil perbandingan MAPE dan RMSE dengan metode JST untuk memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan, tingkat kesalahan metode SVR-JST lebih kecil dibandingkan metode JST (tanpa *hybrid*) pada 3, 7, 10, 15 dan 30 hari kedepan.

9. Saran

Setelah proses pembuatan program ini, saran dari penulis untuk penelitian berikutnya adalah untuk lebih mengoptimalkan memori dan kompleksitas waktu. Optimasi dapat dilakukan dalam pemilihan parameter JST dengan melakukan banyak kombinasi parameter di eksperimen awal kemudian memilih parameter-parameter terbaik untuk digunakan pada eksperimen berikutnya.

Kemudian untuk SVR dapat menggunakan parameter kernel SVR yang berbeda pada tiap indikator. Hal ini dapat dilakukan untuk mendapatkan hasil prediksi SVR yang lebih baik.

10. Daftar Pustaka

- [1] Suyanto. (2008). *Soft Computing : Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi*. Bandung: Informatika.
- [2] Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 4. 2162–2172.
- [3] Kara, Y., Boyacioglu, M. A., & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the istanbul stock exchange. *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 5. 5311–5319.
- [4] Bursa Efek Indonesia. (2010). *Ekuitas*. Accessed: 2014-09-30.
- [5] Cheng, C., Xu, W., & Wang, J. (2012). *A comparison of ensemble methods in financial market prediction*. 755 – 759.
- [6] Chen., K. (2007). Forecasting systems reliability based on support vector regression with genetic algorithms, *Rel. Eng. & Sys. Safety*, vol. 92, no. 4. 423–432.
- [7] Murphy, J. J.(1999). *Echnical Analysis of The Financial Markets*. New York: New York Institute of Finance.
- [8] Kurniawati, L. Y. (2013). *Model Prediksi Pergerakan Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression dan Artificial Bee Colony*. Thesis Magister, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- [9] Al Shalabi, Z. S. L., Kasasbeh, B. (2005). Data mining : A preprocessing engine. *Journal of Computer Science 2*, vol. 9, no. 2. 735–739.
- [10] Kinasih, S. (2014). *Prediksi curah hujan menggunakan anfis*.
- [11] Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2003). A tutorial on support vector regression. *tech. rep., STATISTICS AND COMPUTING*.