

# PERAMALAN HARGA EMAS PADA PASAR BERJANGKA MENGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR REGRESSION*

Galuh Widhi Gumilar <sup>1)</sup>, Imam Cholissodin, S.Si., M.Kom. <sup>2)</sup>, Randy Cahya W, S.ST.,M.Kom. <sup>3)</sup>

Program Studi Teknik Informatika

Jurusan Teknik Informatika

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia

email: hulag1922[at]gmail.com <sup>1)</sup>, imam.cholissodin[at]gmail.com <sup>2)</sup>, rendicahya[at]ub.ac.id <sup>3)</sup>

## ABSTRAK

Emas merupakan salah satu jenis komoditi paling diminati untuk tujuan investasi. Salah satu macam investasi emas adalah dengan sistem berjangka atau sistem perdagangan alternatif (SPA) yaitu perdagangan yang berkaitan dengan jual-beli kontrak derivatif. Ketika berinvestasi emas di bursa berjangka yang harus diperhatikan secara hati-hati adalah pergerakan harga emas di pasar fisik, sehingga diperlukan sebuah analisa dan strategi untuk menentukan kapan harus membeli (buy) dan kapan harus menjual (sell). Peramalan harga ini menjadi hal yang diperlukan untuk memudahkan trader/investor untuk menganalisa prospek investasi dan mengatur strategi perdagangan di masa mendatang. *Support Vector Machine* diperkenalkan untuk memecahkan masalah pengenalan pola oleh Vapnik sebagai teknik minimalisasi risiko structural. *Support Vector Regression* merupakan pengembangan model dari SVM yang memudahkan pemilihan model secara otomatis. Tujuannya adalah untuk mengumpulkan solusi optimal dengan iterasi yang sangat cepat dibandingkan SVM konvensional dan sangat sederhana untuk diimplementasikan bahkan untuk masalah dengan ukuran besar. Data yang digunakan adalah harga emas harian pada pasar berjangka selama 2 tahun, 2014 sampai 2015, dengan nilai tukarnya terhadap Dolar Amerika Serikat. Parameter yang digunakan pada algoritma SVR yaitu kompleksitas ( $C$ ), epsilon ( $\epsilon$ ), sigma ( $\sigma$ ) untuk Kernel Gaussian RBF, *constant learning rate* ( $cLR$ ), dan lambda ( $\lambda$ ). Hasil pengujian terbaik yang didapatkan berdasarkan nilai evaluasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) senilai 0,324378 dengan nilai parameter  $C = 500$ ,  $\epsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ ,  $cLR = 1$ ,  $\lambda = 0,01$ , jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji = 10 hari, iterasi maksimal = 1000.

**Kata kunci :** Peramalan, harga emas ,pasar berjangka, *Support Vector Regression*

## ABSTRACT

Gold is one of the most desirable commodity for investment purposes. A kind of ways to invest in gold is gold investments with futures system or alternative trading system (ATS) that is associated with the trade of buying and selling derivatives contracts. When investing in gold futures, one thing need to be considered carefully is the gold price movements in the physical market, so we need an analysis and strategy to determine the time to buy and sell. This price forecasting becomes necessary to facilitate the trader / investor to analyze the prospects of investment and regulate trade strategy in the future. Support Vector Machine was introduced to solve pattern recognition problems by Vapnik as techniques that have ability to minimize some structural risk. Support Vector Regression is the enhancement of SVM which ease model selection automatically. It's goal is to collect the optimal solution by iterating very quickly than conventional SVM and very simple to implement even for problems with large size. The data used is the daily gold price in the futures market for 2 years, 2014 to 2015, with the exchange rate against the US Dollar. The parameters used in the algorithm SVR namely complexity ( $C$ ), epsilon ( $\epsilon$ ), sigma ( $\sigma$ ) for Gaussian RBF Kernels, constant learning rate (CLR), and lambda ( $\lambda$ ). The best test results obtained by the evaluation value Mean Absolute Percentage Error (MAPE) at 0,324378 with the value of the parameter = 500,  $\epsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ ,  $cLR = 1$ ,  $\lambda = 0,01$ , number of data-training = 30 days, number of data-testing = 10 days, maximal iteration = 1000.

**Keywords :** Forecasting, gold price, the futures market, *Support Vector Regression*

## 1. PENDAHULUAN

Emas merupakan salah satu jenis komoditi paling diminati untuk tujuan investasi. Dibandingkan indeks (saham), foreign exchange (forex) atau valuta asing (valas) dan komoditi lainnya, emas memiliki nilai yang cenderung stabil dan dipercaya sebagai objek investasi yang paling aman dan menguntungkan dengan karakteristiknya yang unik seperti *safe haven*, *hedge against inflation* [1]. Investasi emas dapat dilakukan dengan berbagai cara, di antaranya investasi emas batangan, investasi emas simpanan, reksa dana emas, saham pertambangan emas, emas berjangka, perhiasan, dan koin emas [2].

Indonesia mulai mengenal sistem perdagangan alternatif, perdagangan yang berkaitan dengan jual-beli kontrak derivatif, sejak tahun 90-an. Pada sistem ini tidak ada penyerahan barang secara fisik, melainkan penyelesaian secara tunai yaitu selisih antara harga jual dan harga beli yang harus dibayar atau diterima [3]. Menurut Panggabean, *trading emas online* merupakan salah satu bisnis yang memberikan keuntungan tinggi namun memiliki resiko yang tinggi pula [4]. Maka dari itu diperlukan sebuah analisa dan strategi untuk menentukan kapan harus membeli (buy) dan kapan harus menjual (sell).

Peramalan harga ini menjadi hal yang diperlukan untuk memudahkan *trader/investor* untuk menganalisa prospek investasi dan mengatur strategi perdagangan di masa mendatang. Metode dan periode peramalan bisa beragam tergantung pada waktu dan informasi yang digunakan dari masa lalu yang mana metode prediksi yang teratur akan memberikan keyakinan pada penggunaannya karena dapat dievaluasi secara ilmiah [5]. Jangka waktu yang dapat digunakan untuk analisa pergerakan harga emas dibedakan menjadi jangka waktu bulanan, mingguan, dan harian, namun berdasarkan karakteristiknya harga emas level tertinggi dan terendah dapat terulang kembali hanya dalam hitungan jam [6].

*Support Vector Machines* (SVM) diperkenalkan untuk memecahkan masalah pengenalan pola oleh Vapnik sebagai teknik minimalisasi risiko struktural. SVMs berkemampuan untuk meringkas informasi dalam data pelatihan dan memberikan representasi yang tersebar menggunakan luaran keputusan non-linear pada dimensi VC yang relatif rendah. Selain itu, ketika diperluas untuk kasus regresi, solusi SVM menyediakan alat untuk beberapa tingkat pemilihan model secara otomatis. Pengembangan yang dinamakan *SV Regression* (SVR) ini ditujukan untuk mengumpulkan solusi optimal dengan iterasi yang sangat cepat dibandingkan solusi SVM konvensional dan sangat sederhana untuk diimplementasikan bahkan untuk masalah dengan ukuran besar. [7].

Beberapa penelitian telah membuktikan kemampuan SVR dalam beberapa studi kasus, di antaranya penelitian oleh Suranart yang membandingkan hasil peramalan harga emas antara menggunakan *Neural Network* (NN),

*Radial Basis Function Network* (RBF-NN), dan *Support Vector Regression* (SVR). Dengan menggunakan dataset harga emas antara bulan Juni 2008 sampai April 2013 dan beberapa metode evaluasi seperti *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Square Error* (MSE), *Mean Forecast Error* (MFE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) didapat SVR memiliki akurasi tertinggi disusul RBF-NN dan NN [8].

Berdasarkan permasalahan dan solusi dari penelitian sebelumnya, peneliti akan menerapkan metode *Support Vector Regression* untuk meramalkan nilai tukar Emas terhadap Dollar Amerika Serikat pada pasar berjangka dengan nilai evaluasi yang digunakan adalah MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Penerapan metode yang dilakukan bertujuan untuk mencari akurasi terbaik dengan membandingkan variabel-variabel yang berkaitan. Dari hasil peramalan yang dihasilkan diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan efektifitas serta mempermudah analisa harga sehingga *trader/investor* dapat menekan resiko kerugian.

## 2. PERMASALAHAN

Dari paparan pendahuluan, penelitian ini merumuskan permasalahan bagaimana mengimplementasikan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) untuk meramalkan harga emas pada pasar berjangka dan berapakah hasil *error rate* terbaik yang didapatkan dari model peramalan menggunakan SVR.

## 3. TINJAUAN PUSTAKA

### 3.1 Studi Terkait

Penelitian pertama oleh Vijayakumar membahas pembenaran teoritis *Support Vector Machine* untuk kasus regresi yang bertujuan untuk mengumpulkan solusi optimal dengan sangat cepat dalam hal jumlah iterasi, yang mana lebih cepat dibandingkan solusi SVM konvensional dan sangat sederhana untuk diimplementasikan bahkan untuk masalah dengan ukuran besar. Ide dasar dari algoritma SV untuk estimasi regresi adalah untuk menghitung fungsi linear dalam ruang fitur dimensi tinggi (yang memiliki titik produk) dan menghitung fungsi non-linear di ruang input data. Evaluasi penelitian pada masalah klasifikasi benchmark pada data sonar, USPS dan database MNIST membuktikan kecepatan dan ketahanan dari prosedur pembelajaran [7].

Penelitian kedua oleh Godazgar, menyarankan Digital Gold Currency (DGC) sebagai salah satu solusi untuk pasar modern yang berjalan pada perdagangan e-commerce dan transaksi secara online. DGC adalah tren baru yang datang bersamaan dengan lahirnya e-commerce. Membangun hubungan antara emas sebagai uang, dan e-commerce sebagai media, pasti akan merevolusi dunia bisnis dan keuangan. Inilah yang mendorong kebanyakan orang untuk berinvestasi dalam emas sebagai perlindungan terhadap segala jenis krisis.

Emas / perak berperan sebagai mata uang universal. Beberapa Keuntungan yang ditawarkan adalah penekanan risiko bisnis atau individu dan menjadikan pembeli individu juga bisa menjadi penjual dan bersaing dengan vendor [9].

Penelitian ketiga oleh Suranart bertujuan untuk mempelajari dan menganalisa perbandingan hasil peramalan harga emas antara menggunakan Neural Network (NN), Radial Basis Function Network (RBF-NN), dan Support Vector Regression (SVR). Dataset yang digunakan antara bulan Juni 2008 sampai April 2013 dipisahkan menjadi dua bagian yaitu detil bulanan yang digunakan memprediksi 3 bulan ke depan dan detil mingguan digunakan memprediksi 3 minggu berikutnya. Metode evaluasi yang digunakan adalah Mean Absolute Deviation (MAD), Mean Square Error (MSE), Mean Forecast Error (MFE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Dari hasil perbandingan yang ditunjukkan, didapati SVR memiliki akurasi yang lebih baik disusul RBF-NN dan terakhir NN [8].

Penelitian keempat oleh Syafrudin, menerapkan metode regresi linier untuk memprediksi kebutuhan energi listrik di Provinsi Lampung hingga Tahun 2030. Pada penelitiannya, Syafrudin menyatakan bahwa prakiraan beban listrik yang akan ditanggung oleh sistem tenaga listrik menjadi faktor yang sangat mempengaruhi penentuan rencana pengembangan dan operasi sistem dalam jangka waktu berikutnya. Sistem prediksi digunakan untuk merencanakan kebutuhan yang dinyatakan dalam jumlah, sehingga hasil prediksi kebutuhan dan nilai sebenarnya perlu dibandingkan untuk mengevaluasi model peramalan. Metode prediksi adalah cara yang dilakukan untuk memperkirakan kejadian di masa mendatang secara sistematis atau pragmatis. Metode prediksi yang teratur akan memberikan keyakinan pada penggunaannya karena dapat dievaluasi secara ilmiah. Untuk jangka waktu prediksinya dibedakan menjadi 3, yaitu jangka panjang (> 1 tahun), jangka menengah (1 bulan – 1 tahun), dan jangka pendek (< 1 minggu) [5].

### 3.2 Dasar Teori

#### Komoditi Emas

Komoditas adalah segala sesuatu yang memiliki nilai, dengan kualitas yang seragam dan diproduksi dalam jumlah besar oleh banyak produsen. Komoditi secara umum dikatakan sebagai suatu produk yang diperdagangkan melalui mekanisme bursa berjangka yang mana salah satu di antaranya adalah emas [10].

Sebagai salah satu jenis komoditas, emas merupakan tujuan investasi yang paling banyak diminati. Bahkan di beberapa negara emas juga digunakan sebagai standar keuangan, cadangan devisa dan alat pembayaran utama. Umumnya investor melakukan perdagangan emas untuk *hedging* atau *safe haven* sebagai bentuk antisipasi dari berbagai krisis ekonomi. Kini dengan bantuan teknologi, emas bisa diperjualbelikan di perdagangan berjangka (*future trading*) yaitu perdagangan yang bukan

mentransaksikan bentuk fisik melainkan hanya bukti administrasi kepemilikannya saja [3].

#### Perdagangan Emas Berjangka

London merupakan yang tertua dan memiliki basis yang sangat kuat. *Loco London Gold* bukanlah nama emas melainkan sebutan untuk merepresentasikan basis perdagangan dan penyelesaian emas dan perak internasional di London yang mana pelaksanaannya dinaungi oleh London Bullion Market Association (LBMA) [11]. Produk emas yang diperdagangkan berdasarkan pasar berjangka *Loco London Gold* berukuran kontrak sebesar 100 troy ounce atau 3.110,35 gram (3,1 kg).

Beberapa karakteristik emas pada perdagangan berjangka adalah sebagai berikut [6]:

1. Volatilitas sangat tinggi, range pergerakan dalam satu hari dapat mencapai 1000 hingga 5000 poin.
2. Harga terendah dan tertinggi berkemungkinan terulang lagi hanya dalam tempo hitungan jam.
3. Memiliki hubungan erat dengan kurs Dollar Australia karena Australia merupakan negeri penghasil emas, Poundsterling karena Inggris merupakan pusat perdagangan emas dunia, dan Dollar Amerika Serikat karena mata uangnya menjadi tolok ukur perdagangan emas.

#### Algoritma Support Vector Regression

*Support Vector Regression* (SVR) adalah model pengembangan dari *Support Vector Machines* (SVM) yang ditujukan untuk permasalahan regresi dan *time series*. SVR mengadaptasi proses analisa regresi dan *time series* dari SVM dan memiliki ide dasar yaitu untuk menemukan persamaan yang memberikan *error* terkecil [8]. Yang menjadi perbedaan diantaranya adalah SVM diterapkan untuk kasus klasifikasi dan menghasilkan keluaran berupa bilangan diskrit, sedangkan SVR diterapkan untuk kasus regresi yang memberikan keluaran berupa bilangan kontinyu [12]. Fungsi linear secara umum dirumuskan sebagai berikut

$$f(x) = \omega\varphi(x) + b \quad (1)$$

di mana  $\omega$  dan  $b$  adalah koefisien sedangkan  $\varphi(x)$  adalah fungsi pemetaan nilai  $x$  pada dimensi fitur yang lebih tinggi.

Tahap-tahap perhitungan algoritma tersebut dijelaskan sebagai berikut :

1. Inisialisasi parameter dan batas iterasi

Parameter yang digunakan dalam SVR diantaranya  $C$  (*complexity*),  $\epsilon$  (*epsilon*),  $cLR$  (*constant learning rate*),  $\lambda$  (*lambda*), dan batas iterasi yang merupakan iterasi maksimal untuk tahap nomor 4.

2. Penghitungan matriks *Hessian*

Matriks *Hessian* dihitung dengan persamaan (2) berikut :

$$[R]_{ij} = K(x_i, x_j) + \lambda^2, \quad (2)$$

untuk  $i$  dan  $j=1,2,\dots,n$

Fungsi *kernel* memetakan data input ke dalam dimensi yang lebih tinggi untuk menyelesaikan permasalahan non-linear sehingga setiap data dapat dipisahkan secara linear oleh sebuah *hyperplane* [12]. Banyak penelitian sebelumnya berpendapat bahwa SVR akan memberikan kinerja yang baik dengan menggunakan fungsi *kernel Gaussian* (RBF) [13], fungsi tersebut dirumuskan pada persamaan berikut :

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

$x$  dan  $x_i$  adalah data yang digunakan, sedangkan  $\sigma$  adalah *bandwith* dari *kernel Gaussian* (RBF) yang bernilai bebas akan tetapi jika terlalu kecil maka kurva peramalan yang dihasilkan menjadi sangat halus, namun jika terlalu besar maka kurva peramalan yang dihasilkan menjadi sangat kasar [14].

Selanjutnya keluaran dari matriks *Hessian*, khususnya dari data latih, adalah nilai parameter gamma ( $\gamma$ ) yang akan digunakan pada langkah selanjutnya yaitu penghitungan perubahan nilai *Lagrange Multiplier*,

$$\gamma = \frac{cLR}{\max(\text{matriks Hessian})} \quad (4)$$

3. Penghitungan nilai *error*, perubahan nilai *Lagrange Multiplier*, dan nilai *Lagrange Multiplier* yang baru

Sebelumnya inisialisasikan nilai *Lagrange Multiplier*  $\alpha_i$  dan  $\alpha_i^*$  awal sebesar 0. Selanjutnya ulangi tahap a, b, dan c berikut untuk setiap data latih

- a. Penghitungan nilai *error*

$$E_i = y_i - \sum_{j=1}^n (\alpha_j^* - \alpha_j) R_{ij} \quad (5)$$

- b. Penghitungan perubahan nilai *Lagrange Multiplier*

$$\delta\alpha_i^* = \min\{\max(\gamma(E_i - \varepsilon), -\alpha_i^*), C - \alpha_i^*\} \quad (6)$$

$$\delta\alpha_i = \min\{\max(\gamma(-E_i - \varepsilon), -\alpha_i), C - \alpha_i\} \quad (7)$$

- c. Penghitungan nilai *Lagrange Multiplier* yang baru

Nilai *Lagrange Multiplier* yang baru didapat dari nilai *Lagrange Multiplier* yang lama ditambahkan dengan perubahannya

$$\alpha_{i(\text{baru})}^* = \delta\alpha_i^* + \alpha_{i(\text{lama})}^* \quad (8)$$

$$\alpha_{i(\text{baru})} = \delta\alpha_i + \alpha_{i(\text{lama})} \quad (9)$$

4. Proses iterasi *sequential training*

Tahap (3) diulangi sampai melebihi batas iterasi maksimal yang telah diinisialisasikan di awal, atau telah memenuhi syarat konvergensi di mana  $\max(|\delta\alpha_i|) < \varepsilon$  dan  $\max(|\delta\alpha_i^*|) < \varepsilon$

5. Penghitungan nilai hasil peramalan

Nilai hasil peramalan dihitung menggunakan persamaan regresi yang dirumuskan sebagai berikut :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (K(x_i, x) + \lambda^2) \quad (10)$$

### Normalisasi Data

Proses normalisasi data adalah tahap *preprocessing* yang digunakan untuk mengolah data terlebih dahulu. Tujuannya adalah untuk menyamakan standar semua data yang digunakan agar berada pada jarak tertentu [15]. Sebagai proses normalisasi data pada penelitian ini digunakan *Min-Max Normalization* dengan persamaan sebagai berikut :

$$x' = \frac{(x-x_{\min})}{(x_{\max}-x_{\min})} \quad (11)$$

Sedangkan untuk mengembalikan nilai  $x'$  menjadi nilai yang sebenarnya dilakukan proses denormalisasi data dengan persamaan sebagai berikut :

$$x = x_{\min} + (x'(x_{\max} - x_{\min})) \quad (12)$$

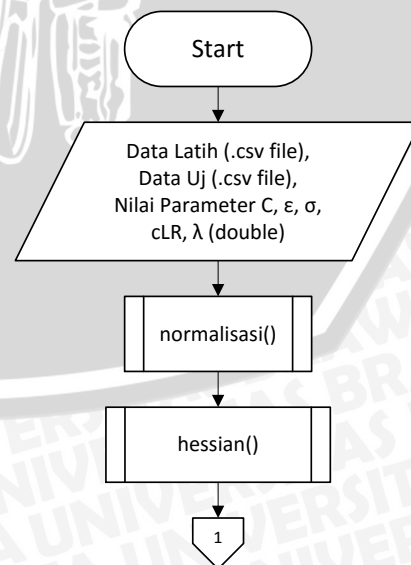
### Nilai Evaluasi

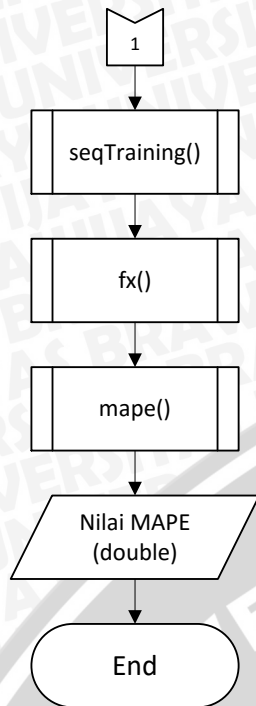
Nilai evaluasi diukur dalam bentuk tingkat kesalahan (*error rate*) yang mana pada penelitian ini digunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) karena memberikan hasil yang relatif terhadap nilai yang sebenarnya sehingga tingkat kesalahan yang didapat lebih stabil pada batasan prosentase. Persamaan MAPE dirumuskan sebagai berikut [12] :

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y_i'}{y_i} \right| \right) \times 100 \quad (13)$$

## 4. METODE PENELITIAN

Tahap-tahap penyelesaian masalah peramalan harga emas menggunakan algoritma SVR secara garis besar digambarkan pada diagram alir berikut,





Gambar 1 Diagram Alir Sistem Peramalan

**Inisialisasi Parameter**

Nilai parameter yang digunakan ditentukan secara eksplisit. Sebagai contoh nilai parameter yang digunakan adalah  $C = 10$ ,  $\epsilon = 0,0001$ ,  $\sigma = 0,7$ ,  $cLR = 0,08$ ,  $\lambda = 0,8$ .

**Pemilihan Fitur**

Pada studi kasus ini akan digunakan 4 data sekuensial sebelum tanggal yang ditargetkan sebagai fitur, kemudian dibagi menjadi 2 kelompok data yaitu data latih dan data uji sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1

Tabel 1 Fitur yang digunakan

| Tanggal    | x1      | x2      | x3      | x4      | Y       |            |          |
|------------|---------|---------|---------|---------|---------|------------|----------|
| 03/02/2014 | 1253,50 | 1254,75 | 1254,00 | 1246,50 | 1246,50 | Data latih |          |
| 04/02/2014 | 1254,75 | 1254,00 | 1246,50 | 1246,50 | 1253,00 |            |          |
| 05/02/2014 | 1254,00 | 1246,50 | 1246,50 | 1253,00 | 1257,00 |            |          |
| 06/02/2014 | 1246,50 | 1246,50 | 1253,00 | 1257,00 | 1258,50 |            |          |
| 07/02/2014 | 1246,50 | 1253,00 | 1257,00 | 1258,50 | 1260,00 |            |          |
| 10/02/2014 | 1253,00 | 1257,00 | 1258,50 | 1260,00 | 1273,50 |            | Data Uji |
| 11/02/2014 | 1257,00 | 1258,50 | 1260,00 | 1273,50 | 1282,75 |            |          |
| 12/02/2014 | 1258,50 | 1260,00 | 1273,50 | 1282,75 | 1286,50 |            |          |
| 13/02/2014 | 1260,00 | 1273,50 | 1282,75 | 1286,50 | 1290,25 |            |          |
| 14/02/2014 | 1273,50 | 1282,75 | 1286,50 | 1290,25 | 1308,50 |            |          |

**Normalisasi Data**

Data latih dan data uji yang didapat selanjutnya dinormalisasikan menggunakan metode Min-Max Normalization sesuai persamaan (11), nilai minimal dan maksimal diperoleh secara global dari data harga emas keseluruhan yaitu  $\min = 1050,60$  dan  $\max = 1379,00$ . Dari nilai tersebut diberikan selisih 5 di luar rentang min-

max untuk mengantisipasi adanya nilai min atau max yang termuat di dalam dataset.

Hasil normalisasi untuk data latih dan data uji ditunjukkan pada Tabel 2,

Tabel 2 Normalisasi Data Latih dan Data Uji

| Tanggal    | x1     | x2     | x3     | x4     | Y      |            |
|------------|--------|--------|--------|--------|--------|------------|
| 03/02/2014 | 0,6144 | 0,6181 | 0,6158 | 0,5937 | 0,5937 | Data Latih |
| 04/02/2014 | 0,6181 | 0,6158 | 0,5937 | 0,5937 | 0,6129 |            |
| 05/02/2014 | 0,6158 | 0,5937 | 0,5937 | 0,6129 | 0,6247 |            |
| 06/02/2014 | 0,5937 | 0,5937 | 0,6129 | 0,6247 | 0,6291 |            |
| 07/02/2014 | 0,5937 | 0,6129 | 0,6247 | 0,6291 | 0,6336 |            |
| 10/02/2014 | 0,6129 | 0,6247 | 0,6291 | 0,6336 | 0,6735 | Data Uji   |
| 11/02/2014 | 0,6247 | 0,6291 | 0,6336 | 0,6735 | 0,7008 |            |
| 12/02/2014 | 0,6291 | 0,6336 | 0,6735 | 0,7008 | 0,7119 |            |
| 13/02/2014 | 0,6336 | 0,6735 | 0,7008 | 0,7119 | 0,7230 |            |
| 14/02/2014 | 0,6735 | 0,7008 | 0,7119 | 0,7230 | 0,7769 |            |

**Menghitung matriks Hessian**

Langkah kedua adalah menghitung matriks Hessian. Namun sebelum itu hitung dahulu matriks kernel-nya. Sesuai dengan persamaan (2) maka didapatkan matriks Hessian sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3 dan 4,

Tabel 3 Matriks Hessian Data Latih

| Rij | 1      | 2      | 3      | 4      | 5      |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1   | 1,64   | 1,6395 | 1,6385 | 1,6380 | 1,6382 |
| 2   | 1,6395 | 1,64   | 1,6391 | 1,6375 | 1,6371 |
| 3   | 1,6385 | 1,6391 | 1,64   | 1,6390 | 1,6379 |
| 4   | 1,6380 | 1,6375 | 1,6390 | 1,64   | 1,6395 |
| 5   | 1,6382 | 1,6371 | 1,6379 | 1,6395 | 1,64   |

Tabel 4 Matriks Hessian Data Uji

| Rij | 1      | 2      | 3      | 4      | 5      |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1   | 1,6381 | 1,6370 | 1,6373 | 1,6383 | 1,6394 |
| 2   | 1,6330 | 1,6317 | 1,6333 | 1,6349 | 1,6367 |
| 3   | 1,6246 | 1,6215 | 1,6239 | 1,6275 | 1,6307 |
| 4   | 1,6152 | 1,6108 | 1,6119 | 1,6165 | 1,6219 |
| 5   | 1,6037 | 1,5991 | 1,5991 | 1,6027 | 1,6094 |

Sesuai persamaan (4), maka didapatkan nilai parameter gamma,

$$\gamma_{latih} = \frac{0,08}{1,64} = 0,04878$$

**Iterasi Sequential Training**

Proses ini merupakan proses utama pada SVR yang mana keluaran dari proses ini adalah nilai Lagrange Multiplier. Proses ini diulang sampai pada iterasi maksimal yang diinisialisasikan atau sudah mencapai konvergensi. Proses-proses yang ada di dalamnya meliputi penghitungan nilai kesalahan (error rate) sesuai persamaan (5), nilai  $\delta\alpha_i$  sesuai persamaan (6), nilai  $\delta\alpha_i$  sesuai persamaan (7), nilai Lagrange Multiplier  $\alpha_i^*$  dan

$\alpha_i$  sesuai persamaan (8) dan (9). Hasil iterasi ke-10 ditunjukkan pada Tabel 5,

**Tabel 5 Hasil Iterasi ke-10**

| Harga  | E       | $\delta\alpha_i^*$ | $\delta\alpha_i$ | $\alpha_i^*$ | $\alpha_i$ |
|--------|---------|--------------------|------------------|--------------|------------|
| 0,5937 | -0,0173 | -0,0008            | 0,0010           | 0,0629       | 0,0021     |
| 0,6129 | 0,0020  | 0,0001             | 0,0000           | 0,0723       | 0,0000     |
| 0,6247 | 0,0137  | 0,0007             | 0,0000           | 0,0780       | 0,0000     |
| 0,6291 | 0,0181  | 0,0009             | 0,0000           | 0,0802       | 0,0000     |
| 0,6336 | 0,0227  | 0,0011             | 0,0000           | 0,0824       | 0,0000     |

**Penghitungan Nilai Peramalan dan MAPE**

Nilai *Lagrange Multiplier* terakhir yang didapat dari tahap sebelumnya digunakan untuk menghitung nilai peramalan sesuai persamaan (10) dan selanjutnya dilakukan proses denormalisasi sesuai persamaan (12). Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 6,

**Tabel 6 Hasil Peramalan pada Data Latih**

| Normalisasi |        | Denormalisasi |           | Error Rate |
|-------------|--------|---------------|-----------|------------|
| Harga       | f(x)   | Harga         | f(x)      | Y-fx / Y   |
| 0,5937      | 0,6123 | 1246,50       | 1252,8164 | 0,0051     |
| 0,6129      | 0,6123 | 1253,00       | 1252,7933 | 0,0002     |
| 0,6247      | 0,6124 | 1257,00       | 1252,8352 | 0,0033     |
| 0,6291      | 0,6124 | 1258,50       | 1252,8303 | 0,0045     |
| 0,6336      | 0,6123 | 1260,00       | 1252,7957 | 0,0057     |

Dari hasil tersebut dilanjutkan ke penghitungan *error rate* MAPE sesuai persamaan (13) dan mendapatkan hasil sebesar 0,3754.

Nilai *Lagrange Multiplier* terakhir yang didapat dari tahap pelatihan diaplikasikan pada data uji dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 7, nilai *error rate* MAPE yang didapatkan adalah sebesar 2,8977.

**Tabel 7 Hasil Peramalan pada Data Uji**

| Normalisasi |        | Denormalisasi |           | Error Rate |
|-------------|--------|---------------|-----------|------------|
| Harga       | f(x)   | Harga         | f(x)      | Y-f(x) / Y |
| 0,6735      | 0,6121 | 1273,50       | 1252,7293 | 0,0163     |
| 0,7008      | 0,6106 | 1282,75       | 1252,2177 | 0,0238     |
| 0,7119      | 0,6075 | 1286,50       | 1251,1816 | 0,0275     |
| 0,7230      | 0,6036 | 1290,25       | 1249,8662 | 0,0313     |
| 0,7769      | 0,5989 | 1308,50       | 1248,2789 | 0,046      |

**5. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pengujian sistem meliputi beberapa analisis yaitu :

1. Uji coba jumlah iterasi *sequential training* SVR
2. Uji coba nilai parameter *C* (*Complexity*)
3. Uji coba nilai parameter  $\epsilon$  (*epsilon*)

4. Uji coba nilai parameter  $\sigma$  (*sigma*) Kernel Gaussian RBF
5. Uji coba nilai parameter *cLR*
6. Uji coba nilai parameter  $\lambda$  (*lambda*)
7. Uji coba variasi jumlah data latih
8. Uji coba variasi jumlah data uji

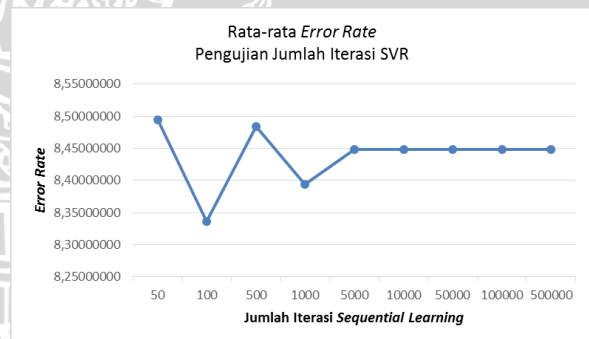
Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui nilai parameter, jumlah iterasi, banyaknya data latih, dan banyaknya data uji yang sesuai dengan dataset yang digunakan. Untuk pengujian pada poin 1 sampai 6 digunakan variasi komposisi data latih dan data uji yang berbeda namun jumlah yang sama yaitu 30 data latih dan 10 data uji, hal ini ditujukan untuk memastikan bahwa jumlah iterasi dan nilai parameter yang diujikan dapat memberikan nilai MAPE yang stabil untuk berbagai variasi data

**Analisis**

1. Uji coba jumlah iterasi SVR

Jumlah iterasi SVR untuk pelatihan yang diuji adalah 50, 100, 500, 1000, 5000, 10000, 50000, 100000, dan 500000. Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $C = 10$ ,  $\epsilon = 0,0000000002$ ,  $\sigma = 0,07$ ,  $cLR = 0,85$ ,  $\lambda = 0,0009$ , jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.

Rerata *error rate* yang didapat ditunjukkan pada Gambar 2,



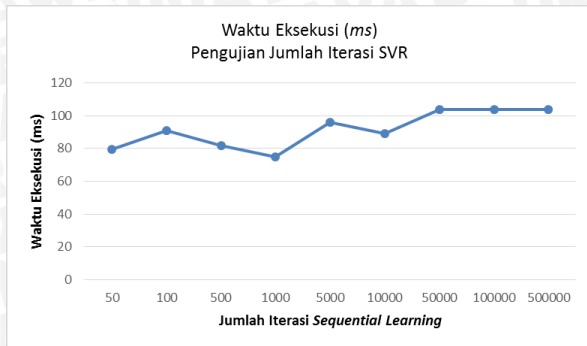
**Gambar 2 Grafik rerata error rate pengujian jumlah iterasi SVR**

Jumlah iterasi pelatihan SVR berpengaruh pada presisi SVR yang dihasilkan. Rerata *error rate* terkecil didapatkan pada 100 iterasi SVR senilai 8,33601524. Nilai *error rate* yang didapat cenderung menurun sampai pada jumlah iterasi maksimal tertentu kemudian menjadi konstan pada setiap percobaannya. Titik konstan untuk tiap percobaan berbeda-beda, hal inilah yang menyebabkan fluktuasi rerata *error rate* pada Gambar 2.

Waktu yang dibutuhkan SVR untuk menjalankan iterasi pada tiap batas maksimalnya tidak berbeda secara signifikan, dalam hitungan *millisecond* jumlah waktu eksekusi yang dibutuhkan direpresentasikan reratanya pada Gambar 3. Rerata yang didapat cukup berfluktuasi namun mulai terlihat stabil ketika batas iterasi diatur



sejumlah 50000. Jika dibandingkan dengan grafik rerata *error rate* pada Gambar 2 yang juga mulai menunjukkan nilai konstan mulai dari iterasi 5000 maka model peramalan diperkirakan sudah memenuhi syarat konvergensi sebelum mencapai iterasi maksimal yang diatur.

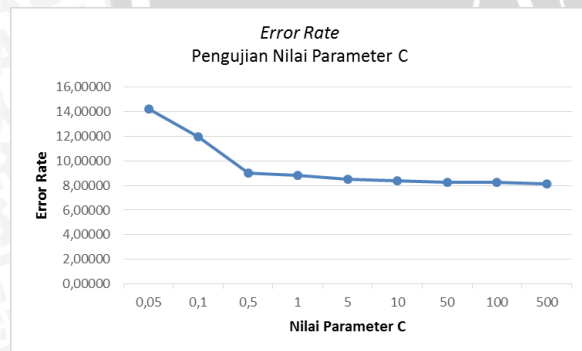


**Gambar 3** Grafik rerata waktu eksekusi pengujian jumlah iterasi SVR

2. Uji coba nilai parameter *C* (*Complexity*) SVR

Nilai parameter *C* yang diuji adalah 0,05; 0,1; 0,5; 1; 5; 10; 50; 100; 500. Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $\epsilon = 0,000000002$ ,  $\sigma = 0,07$ ,  $cLR = 0,85$ ,  $\lambda = 0,0009$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.

Didapatkan nilai rerata *error rate* terkecil sebesar 8,13336 saat nilai parameter *C* = 500. Rerata *error rate* yang didapat ditunjukkan pada Gambar 4,



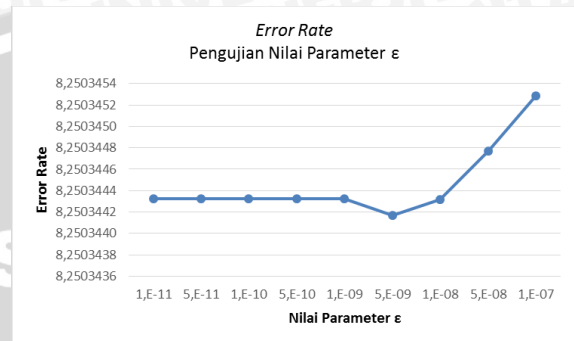
**Gambar 4** Grafik rerata *error rate* pengujian nilai parameter *C*

Parameter *C* merepresentasikan batas penalti toleransi terhadap kesalahan peramalan, semakin besar nilai parameter *C* menjadikan model peramalan semakin tidak mentoleransi kesalahan sehingga memberikan hasil peramalan yang bagus begitu pula sebaliknya [12]. Pada pengujian ini teori tersebut benar adanya, dibuktikan dengan nilai parameter *C* tertinggalah yang memberikan *error rate* terbaik dibandingkan dengan nilai lainnya yang lebih kecil.

3. Uji coba nilai parameter  $\epsilon$  (*epsilon*)

Nilai parameter  $\epsilon$  yang diuji adalah  $1 \times 10^{-11}$ ,  $5 \times 10^{-11}$ ,  $1 \times 10^{-10}$ ,  $5 \times 10^{-10}$ ,  $1 \times 10^{-9}$ ,  $5 \times 10^{-9}$ ,  $1 \times 10^{-8}$ ,  $5 \times 10^{-8}$ ,  $1 \times 10^{-7}$ . Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $C = 500$ ,  $\sigma = 0,07$ ,  $cLR = 0,85$ ,  $\lambda = 0,0009$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.

Didapatkan nilai rata-rata *error rate* terkecil = 8,2503442 pada saat parameter  $\epsilon = 5 \times 10^{-9}$ . Rerata *error rate* yang didapatkan ditunjukkan pada Gambar 5,

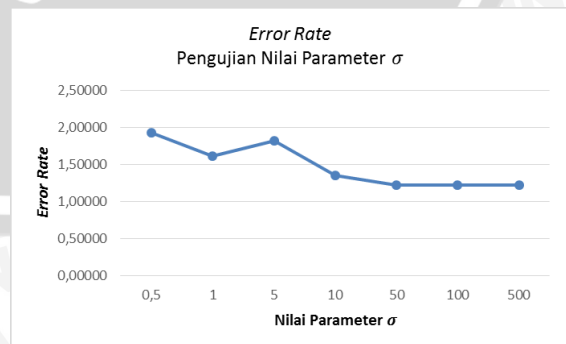


**Gambar 5** Grafik rerata *error rate* pengujian nilai parameter  $\epsilon$

Parameter  $\epsilon$  (*epsilon*) digunakan untuk mengatur batas kesalahan fungsi  $f(x)$ , nilai tersebut menyelubungi nilai dari fungsi  $f(x)$  sehingga membentuk daerah yang disebut *error-zone* untuk tiap nilai dataset. Jika nilai  $f(x)$  melebihi batas zona yang terbentuk maka akan dikenai penalti sebesar nilai parameter *C* yang telah diatur [12]. Dari Gambar 5 terlihat nilai rerata *error rate* cenderung stabil ketika nilai  $\epsilon < 5 \times 10^{-9}$  namun meningkat setelah nilai  $\epsilon > 5 \times 10^{-9}$ , ini menandakan *error-zone* semakin melebar dan batas penalti juga meningkat.

4. Uji coba nilai parameter  $\sigma$  (*sigma*) Kernel Gaussian RBF

Nilai parameter  $\sigma$  yang diuji adalah 0,05; 0,1; 0,5; 1; 5; 10; 50; 100; 500. Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $C = 500$ ,  $\epsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $cLR = 0,85$ ,  $\lambda = 0,0009$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.



**Gambar 6** Grafik rerata *error rate* pengujian nilai parameter  $\sigma$  (*sigma*)

Untuk mendapatkan visualisasi grafik pada Gambar 6 yang lebih jelas, nilai rerata *error rate* pada saat  $\sigma =$

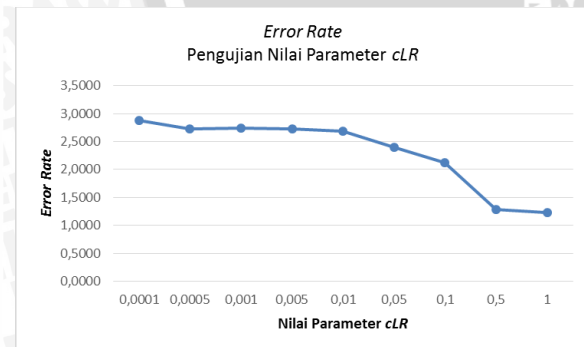
0,05 dan  $\sigma = 0,1$  dapat diabaikan karena rentangnya yang cukup jauh bila dibandingkan dengan lainnya yaitu 11,28726 dan 5,21774. Rerata *error rate* terkecil didapat senilai 1,22261 saat parameter  $\sigma = 50$ .

Parameter  $\sigma$  (*sigma*) merupakan konstanta dari fungsi Kernel Gaussian RBF untuk mengatur persebaran data ke dalam dimensi fitur yang lebih tinggi [12]. Jika  $\sigma$  bernilai terlalu kecil maka kurva peramalan yang dihasilkan menjadi sangat halus, namun jika terlalu besar maka kurva peramalan yang terbentuk menjadi sangat kasar [14]. Dari Gambar 6 terlihat bahwa untuk data harga emas yang digunakan, pada saat nilai  $\sigma < 1$  maka persebaran data yang terjadi terlalu dekat sehingga kurva peramalan yang dihasilkan sangat halus dan nilai *error rate* meningkat.

5. Uji coba nilai parameter *cLR* SVR

Nilai parameter *cLR* yang diuji adalah 0,0001; 0,0005; 0,001; 0,005; 0,01; 0,05; 0,1; 0,5; 1. Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $C = 500$ ,  $\varepsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ ,  $\lambda = 0,0009$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.

Parameter *cLR* merupakan konstanta untuk laju pembelajaran, semakin kecil nilainya maka proses *learning* semakin lambat namun dapat memberikan hasil peramalan yang lebih bagus namun apabila nilai *cLR* semakin besar laju proses *learning* semakin cepat namun rawan memberikan hasil yang buruk [7]. Nilai parameter *cLR* terbaik berada pada nilai 1 yang ditandai dengan nilai rerata *error rate* terkecil yaitu 1,231, ini menunjukkan bahwa untuk nilai *cLR* = 1 dapat memberikan perpaduan antara laju proses *learning* dan hasil peramalan yang bagus. Hasil visualnya ditunjukkan pada Gambar 7,

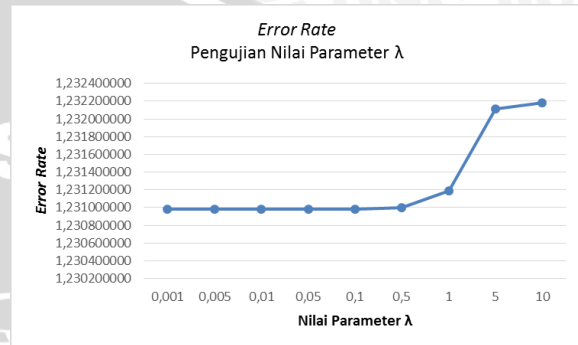


Gambar 7 Grafik rerata *error rate* pengujian nilai parameter *cLR*

6. Uji coba nilai batas parameter  $\lambda$  (*lambda*)

Nilai parameter  $\lambda$  yang diuji adalah 0,001; 0,005; 0,01; 0,05; 0,1; 0,5; 1; 5; 10. Nilai parameter lainnya yang digunakan pada proses pengujian ini adalah  $C = 500$ ,  $\varepsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ , *cLR* = 1, jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih = 30 hari, jumlah data uji : 10 hari.

Parameter  $\lambda$  (*lambda*) berpengaruh pada ukuran penskalaan ruang pemetaan *kernel* pada SVR. Nilai  $\lambda$  yang tinggi akan memberikan hasil peramalan yang baik, namun apabila terlalu besar maka akan memengaruhi waktu komputasi karena proses *learning* menjadi tidak stabil dan konvergensi yang melambat [7]. Hasil pengujian memberikan nilai *error rate* terkecil = 1,230983165 di saat  $\lambda = 0,01$ . Gambar 8 menunjukkan peningkatan *error rate* yang lebih tajam saat nilai  $\lambda = 0,5$ , ini menandakan penskalaan yang terjadi mulai memburuk dan mempengaruhi kestabilan proses *learning* dan konvergensi.

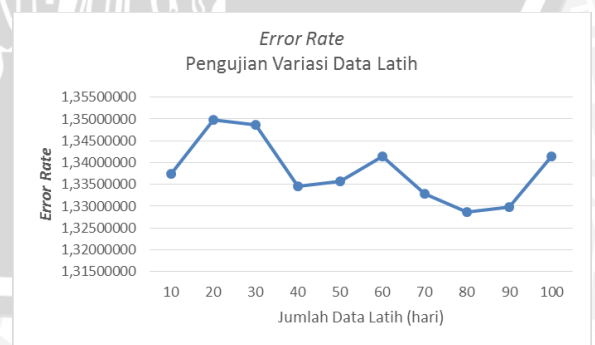


Gambar 8 Grafik rerata *error rate* pengujian nilai parameter  $\lambda$  (*lambda*)

7. Uji coba variasi jumlah data latih

Nilai parameter dan jumlah iterasi yang digunakan adalah nilai terbaik dari yang telah diujikan pada subbab sebelumnya yaitu  $C = 500$ ,  $\varepsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ , *cLR* = 1,  $\lambda = 0,01$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data uji : 10 hari.

Pengaruh jumlah data latih yang digunakan relatif kecil terhadap *error rate* yang didapatkan. Seperti ditunjukkan pada Gambar 9, walaupun terlihat cukup berfluktuatif namun masih dalam rentang yang sangat kecil. Hasil pengujian memberikan nilai *error rate* terbaik senilai 1,32864642 saat jumlah data latih yang digunakan adalah 80 hari.



Gambar 9 Grafik rerata *error rate* pengujian jumlah data latih

8. Uji coba variasi jumlah data uji

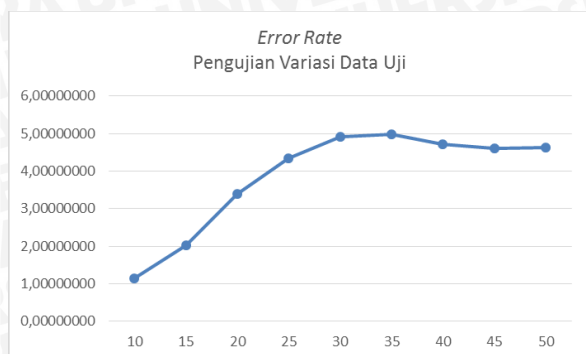
Nilai parameter dan jumlah iterasi yang digunakan adalah nilai terbaik dari yang telah diujikan pada subbab sebelumnya yaitu  $C = 500$ ,  $\varepsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ ,





$cLR = 1$ ,  $\lambda = 0,01$ , jumlah iterasi SVR = 1000, jumlah data latih : 80 hari.

jumlah data uji = 10 hari, iterasi maksimal = 1000.



**Gambar 10** Grafik rerata *error rate* pengujian jumlah data uji

Nilai *error rate* terkecil senilai 1,13670285 didapatkan saat jumlah data uji sebanyak 10 hari. Gambar 10 menunjukkan nilai *error rate* yang meningkat secara eksponensial untuk data uji berjumlah 10 – 25 dan cenderung stabil untuk data uji lebih dari 25. Hal ini menunjukkan keakuratan yang bisa diperoleh dari model peramalan SVR semakin menurun ketika jumlah data uji yang digunakan semakin banyak.

## 6. KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Berdasarkan perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu :

1. Proses awal sebelum mengimplementasikan metode SVR untuk meramalkan harga emas pada pasar berjangka adalah menentukan seperangkat data yang akan digunakan baik data latih maupun data uji. Fitur yang digunakan berupa data sekuensial, yaitu data harga pada hari sebelum hari yang ditargetkan. Proses selanjutnya adalah normalisasi data baik untuk data latih maupun data uji. Kemudian menghitung matriks *kernel* dan *Hessian* untuk menentukan nilai parameter *gamma*. Nilai *lagrange multiplier* yang dikeluarkan dari proses *sequential learning* digunakan untuk menghitung nilai peramalan ( $f(x)$ ). Untuk proses evaluasi digunakan MAPE untuk menghitung nilai *error rate*, nilai inilah yang menyatakan akurasi model peramalan harga emas menggunakan algoritma *support vector regression*.
2. Untuk mengukur *error rate* dari solusi untuk masalah peramalan harga emas ini digunakan nilai evaluasi yang didapatkan dari rata-rata nilai kesalahan pada tiap pengujian. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, nilai *error rate* terkecil yang didapatkan senilai 0,324378 dengan nilai parameter = 500,  $\epsilon = 5 \times 10^{-9}$ ,  $\sigma = 50$ ,  $cLR = 1$ ,  $\lambda = 0,01$ , jumlah data latih = 30 hari,

### Saran

Saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya terkait objek dan metode pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat ditambahkan metode untuk optimasi nilai parameter yang digunakan sehingga memberikan hasil peramalan yang lebih baik dan mengurangi nilai kesalahan. Hal ini dikarenakan nilai-nilai parameter SVR yang digunakan mudah sekali terjebak pada nilai *local optimum*, sehingga apabila digunakan metode optimasi model peramalan menggunakan algoritma SVR maka diharapkan dapat mengatasi kekurangan SVR dalam pemilihan nilai parameter.
2. Dilakukan pengujian terhadap jumlah data sekuensial untuk fitur data latih dan data uji yang digunakan, seperti pada penelitian ini digunakan 4 data sekuensial untuk meramalkan data ke-lima. Hal ini ditujukan untuk menguji seberapa kompleks fitur yang dibutuhkan untuk mendapatkan hasil peramalan terbaik.
3. Diujicobakan pada model peramalan *semi-supervised*, dimana hanya terdapat 1 dataset yang diatur sedemikian hingga membentuk pola data fitur dan data aktual. Dari pengaturan tersebut nantinya terdapat pola dengan bagian kosong yang akan diramalkan nilainya berdasarkan pola penuh sebelumnya.

## 7. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Departemen Perdagangan Republik Indonesia, Berjangka, November penyunt., Jakarta: Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi, 2009.
- [2] N. Dwi, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Prediksi Harga Emas," *Jurnal Informatika*, vol. 1, pp. 8-10, 2015.
- [3] J. Ismail, "Hukum Jual Beli Komoditi Emas Berjangka (Perspektif Normatif dan Yuridis)," Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga, Yogyakarta, 2012.
- [4] V. Panggabean, E. Nababan and F. Bu, "Analisis Fundamental Dan Analisis Teknikal Pada Investasi Trading Emas Online Dengan Value At Risk," *Saintia Matematika*, vol. 1, pp. 369-382, 2013.

- [5] M. Syafruddin, "Prediksi Kebutuhan Energi Listrik Jangka Panjang untuk Provinsi Lampung hingga Tahun 2030," Universitas Lampung, Bandar Lampung, 2014.
- [6] F. T. Suharto, *Lebih Mudah dan Untung Berdagang Emas ketimbang Main Forex*, Jakarta: PT Elex Media Komputindo, 2015.
- [7] S. Vijayakumar and S. Wu, "Sequential Support Vector Classiers and Regression," in *Proc. International Conference on Soft Computing (SOCO'99)*, Genoa, Italy, 1999.
- [8] K. Suranart, S. Kiattisin and A. Leelasantitham, "Analysis of Comparisons for Forecasting Gold Price using Neural Network, Radial Basis Function Network and Support Vector Regression," in *Joint International Conference on Information and Communication Technology, Electronic and Electrical Engineering*, Mahidol, 2014.
- [9] V. Godazgar and H. Leila, "The Mechanisms of the Bullion Markets and the Return of Gold (and Silver) as Money," in *International Conference on e-Commerce in Developing Countries with focus on e-Security*, Kish Island, 2013.
- [10] PT. Victory International Futures, "Our Products: Commodity Futures," 2016. [Online]. Available: <http://www.vifcorps.com/our-products/commodity>. [Diakses 10 Februari 2016].
- [11] PT. Mahadana Asta Berjangka, "Artikel: Investasi Emas," 2016. [Online]. Available: <http://www.mahadana.co.id/id/index.php/artikel/investasi-emas>. [Diakses 1 Maret 2016].
- [12] R. P. Furi, J. and D. Saepudin, "Prediksi Financial Time Series Menggunakan Independent Component Analysis dan SUpport Vector Regression Studi Kasus : IHSG dan JII," Bandung, 2015.
- [13] C.-H. Li, Z.-d. Lu and K. Zhou, "SVR-Parameters Selection for Image Watermarking," in *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Wuhan, 2005.
- [14] D. Kurniasih, "Efisiensi Relatif Estimator Fungsi Kernel Gaussian terhadap Estimator Polinomial dalam Peramalan Usd terhadap Jpy," Semarang, 2013.
- [15] S. G. K. Patro and K. K. Sahu, "Normalization: A Preprocessing Stage," 19 Maret 2015.

