

APPLICATION OF SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD FOR RUPIAH EXCHANGE RATE TO US DOLLAR FORECASTING

Rias Monica Putri¹⁾, Edy Widodo²⁾

¹FMIPA, Universitas Islam Indonesia
email : 14611222@students.uui.ac.id

²FMIPA, Universitas Islam Indonesia
email : edywidodo@uui.ac.id

Abstract

A country's currency exchange rate is one of important indicators in economy. The currency used in international transactions is called Foreign Exchange. For a developing country like Indonesia, the role of foreign exchange rate is very important, especially against hard currencies such as US Dollar. Forecasting foreign exchange is a very important strategy to achieve international business success. This study uses Support Vector Machine (SVM) method because that method has excellent capability in minimizing classification error. From this study result, obtained that the best parameter to forecast Rupiah exchange rate to US Dollar are epsilon () = 0.1, cost (C) = 256, and gamma () = 8. Then, the result of Rupiah exchange rate to US Dollar forecasting on 14th days, the Rupiah exchange rate to US Dollar began to strengthen until it reached Rp. 14.359,14.

Keywords: *Foreign Exchange, Rupiah, US Dollar, Support Vector Machine (SVM)*

1. PENDAHULUAN

Setiap negara mempunyai mata uang sebagai alat tukar untuk melakukan transaksi ekonomi dalam domestik maupun internasional. Menurut Anwary (2011), Nilai tukar mata uang suatu negara merupakan salah satu indikator penting dalam suatu perekonomian. Mata uang yang digunakan dalam transaksi internasional disebut Valuta Asing. Persoalan yang penting diperhatikan dalam masalah valuta asing ini adalah Kurs (*exchange rate*). Sebagaimana diketahui bahwa tidak ada satupun bangsa didunia ini yang dapat memenuhi kebutuhan dan mencukupi konsumsinya dari hasil produksinya sendiri, meskipun ada beberapa komoditi yang melebihi kebutuhan dalam negeri sehingga dapat di ekspor. Oleh sebab itu maka sebuah bangsa pasti memerlukan mata uang asing dalam transaksi internasional. (Anwary, 2011).

Dalam perkembangan perekonomian internasional dapat dipengaruhi oleh pergerakan kurs valuta asing, meskipun gejolak valuta asing juga bisa dipengaruhi oleh perkembangan ekonomi, sosial, dan politik. Secara makro, perubahan nilai tukar akan mempengaruhi nilai ekspor, impor, daya saing produk, dan beban pembayaran utang luar negeri. Dengan demikian kurs mata uang antar negara mempunyai peran penting dan dapat menjadi indikator dalam penentuan kebijakan moneter. Berkaitan dengan hal di atas, informasi tentang kurs valuta asing menjadi sangat penting. Informasi kurs valuta asing tidak hanya digunakan oleh pemerintah tetapi juga digunakan oleh pelaku ekonomi (eksportir, importir, investor, kreditur maupun debitur), baik regional maupun internasional (BPS, 2017).

Bagi negara berkembang seperti Indonesia, peranan kurs valas menjadi sangat penting, terutama terhadap mata uang keras (*hard currencies*) seperti US Dollar. Pentingnya kurs valas ini, karena sebagai negara yang tengah melakukan pembangunan ekonomi, maka kurs valas akan berhubungan langsung dengan sektor-sektor perdagangan luar negeri, investasi,

bahkan berkaitan langsung dengan beban hutang luar negeri yang merupakan sumber dana pembangunan. (Wijana, 2011).

Melakukan peramalan valuta asing merupakan strategi yang sangat penting untuk mencapai kesuksesan usaha bisnis internasional. Ketidaktepatan dalam melakukan peramalan atau prediksi valuta asing dapat mengurangi peluang dalam memperoleh keuntungan dari transaksi internasional. Dengan demikian, prediksi valuta asing merupakan salah satu kunci dalam pengambilan keputusan yang melibatkan transfer dana dari satu mata uang ke mata uang lain dalam suatu periode tertentu.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka peneliti bermaksud melakukan peramalan terhadap kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). SVM adalah salah satu dari sekian banyak metode yang dapat digunakan untuk menyelesaikan berbagai jenis permasalahan termasuk peramalan (Naufal, 2017). *Support Vector Machine* (SVM) juga telah digunakan di dalam pasar keuangan (Enri, 2018). Penelitian terdahulu sebagai kajian bagi penulis sangat penting untuk mengetahui hubungan antara penelitian yang dilakukan sebelumnya dengan penelitian yang dilakukan saat ini yaitu menggunakan SVM.

Penelitian oleh I Nyoman Setiawan dan Widyadi Setiawan pada tahun 2013 meneliti tentang pemakaian Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Perambatan Balik dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk peramalan kebutuhan beban listrik. Variabel yang digunakan adalah data beban listrik wilayah Bali. Diketahui bahwa metode SVM memiliki keakuratan lebih baik dibandingkan dengan metode JST.

Penelitian oleh Luqman Assaffat pada tahun 2015 meneliti mengenai peramalan beban listrik bulanan pada sektor industri, dan sebagai indeks keakuratan metode peramalan menggunakan MAPE. Diketahui fungsi kernel yang sesuai untuk peramalan beban listrik sektor industri menggunakan SVM adalah *Gaussian* RBF, karena mempunyai nilai rata-rata MAPE paling kecil.

Penelitian oleh Nugroho Dwi S. Pada tahun 2015 dilakukan prediksi penutupan harga emas menggunakan metode algoritma *Support Vector Machine* untuk membandingkan variabel A (*open, high, low* dan *close*) dengan variabel B (*open, high, low, close* dan *factory news*) yang ditingkatkan kinerjanya dengan memaksimalkan parameter. Hasil pengujian dengan mengukur metode SVM menggunakan RMSE didapatkan bahwa variabel B dapat meningkatkan hasil prediksi.

Penelitian oleh Ednawati Rainarli dan Arif Romadhan pada tahun 2017 meneliti perbandingan dari penggunaan metode SLC dengan SVM dalam memprediksi kemenangan atlet berdasarkan data kesehatan dan data latihan fisik. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa penggunaan histori data kondisi fisik dan kondisi kesehatan atlet dapat digunakan untuk memprediksi kemenangan atlet serta penggunaan SVM dapat menjadi pilihan untuk kasus ini.

Penelitian oleh Ayu Andita dan Wellie Sulistijanti pada tahun 2018 meneliti hasil peramalan produksi padi di Kabupaten Kendal dengan menggunakan metode SVM sebagai perbaikan peramalan dari metode SARIMA. Hasil MSE yang didapatkan dari kedua metode sangat dekat sehingga ramalan yang dihasilkan baik dan dapat di implementasikan.

2. KAJIAN LITERATUR

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif hanya memberikan informasi mengenai sampel data yang dipunyai dan sama sekali tidak menarik inferensi atau kesimpulan apapun mengenai keseluruhan data tersebut. Contoh statistika deskriptif yang sering muncul adalah tabel, diagram, grafik, dan besaran-besaran lain di majalah dan koran-koran. Kumpulan data yang diperoleh akan tersaji

dengan ringkas dan rapi serta memberikan informasi inti dari sampel data (Wikipedia, 2015).

2.2 Analisis Runtun Waktu

Didalam meramalkan nilai suatu variabel di waktu yang akan datang, harus diperhatikan dan dipelajari terlebih dahulu sifat dan perkembangan variabel itu di waktu yang lalu. Nilai dari suatu variabel dapat diramal jika sifat dari variabel tersebut diketahui di waktu sekarang dan di waktu yang lalu, untuk mempelajari bagaimana perkembangan historis dari suatu variabel, biasanya urutan nilai-nilai variabel itu diamati menurut waktu. Urutan waktu seperti ini dinamakan runtun waktu, dengan kata lain runtun waktu adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala atau variabel yang diambil dari waktu ke waktu, dicatat secara teliti menurut urutan-urutan waktu terjadinya dan kemudian disusun sebagai data. Adapun waktu yang digunakan dapat berupa mingguan, bulan, tahun dan sebagainya (Octavian, 2018).

2.3 K-Fold Cross Validation

Salah satu pendekatan alternatif untuk “*training* dan *testing*” yang sering di adopsi dalam beberapa kasus (dan beberapa lainnya terlepas dari ukurannya) yang disebut dengan *k-fold cross validation*, dengan cara menguji besarnya *error* pada data *testing* (Santosa, 2007). Pada penelitian ini digunakan k-1 sampel untuk *training* dan 1 sampel sisanya untuk *testing*. Misalnya ada 10 subset data, digunakan 9 subset untuk *training* dan 1 subset digunakan untuk *testing*. Kemudian di hitung rata-rata *error* dan standar deviasi *error* (Santosa, 2007). Setiap bagian k pada gilirannya digunakan sebagai ujian menetapkan dan k lainnya dan 1 bagian digunakan sebagai *training set* (Enri, 2018).

2.4 Support Vector Machine (SVM)

Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Algoritma SVM adalah suatu teknik yang relatif baru untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi (Abbas, 2016). Sebagai salah satu metode *pattern recognition*, usia SVM terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya menempatkannya sebagai *state of the art* dalam *pattern recognition*. SVM adalah metode *machine learning* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* (Nugroho, et al., 2003).

Data yang tersedia dinotasikan dengan $x \in R^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y^i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, n$ yang mana n adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua kelas dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* yang berdimensi d , yang didefinisikan:

$$\text{h secara se)} \quad (3.1)$$

$$\text{. } \vec{x} + b = c$$

Pattern yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dan dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\text{sampel nega}_{-1} \quad (3.2)$$

$$\text{. } \vec{x} + b \leq -$$

Sedangkan *pattern* yang termasuk kelas +1 (sampel positif)

$$\text{kelas +1 (sa)}_{+1} \quad (3.3)$$

$$\text{. } \vec{x} + b \geq -$$

dengan:

\vec{w} = vektor bobot
 w = parameter bobot
 \vec{x} = vektor variabel *input*
 x = variabel *input*
 b = bias

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara jarak dan titik terdekatnya, yaitu $\frac{1}{\|w\|}$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan 3.4, dengan memperlihatkan *constraint* persamaan 3.6.

$$\min_w \tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3.4)$$

$$\tau_w = \tau(w) - 1 \geq 0 \quad (3.5)$$

Masalah ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, diantaranya *lagrange multiplier* yang dinyatakan pada persamaan 3.6.

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i((\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1)) \quad (3.6)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, l$

Dimana a adalah *lagrange multiplier*, yang bernilai 0 atau positif $a_i \geq 0$. Untuk meminimalkan *lagrange*, maka persamaan 3.6 harus diturunkan terhadap w dan b dan di set dengan nilai 0 untuk syarat optimasi diatas:

Syarat 1:

$$\frac{\partial Lp}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (3.7)$$

Syarat 2:

$$\frac{\partial Lp}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3.8)$$

N adalah jumlah data yang menjadi *support*

Karena *lagrange multiplier* () tidak diketahui nilainya, maka persamaan diatas tidak dapat menyelesaikan masalah tersebut. Untuk menyelesaikan masalah tersebut, modifikasi persamaan 3.4 menjadi kasus memaksimalkan L terhadap a_i , dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal *gradient* $L=0$ persamaan 3.4 dapat dimodifikasi sebagai maksimal L *problem* yang hanya mengandung a_i , sebagaimana terlihat pada persamaan 3.9 dan 3.10 dibawah ini.

$$\sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (3.9)$$

$$a_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l a_i y_i = 0 \quad (3.10)$$

a_i, a_j adalah *lagrange multiplier* yang berkorespondensi dengan x_i, x_j
 $x_i \cdot x_j$ merupakan *dot-product* dua data dalam data *training*

Dengan demikian, maka akan diperoleh a_i yang kebanyakan bernilai positif yang disebut sebagai *support vector* dan juga memperoleh persamaan 3.11 dan 3.12 sebagai solusi pemisah (Naufal, 2017).

$$w = \sum_{i=1}^l a_i y_i x_i \quad (3.11)$$

$$w = \sum_{i=1}^l a_i y_i x_i \quad (3.12)$$

$$b = y_k - w^T x_k$$

Persamaan 3.11 dan 3.12 merupakan nilai *weight* dan bias yang digunakan dalam penentuan *class* negative dan positif. Terdapat beberapa algoritma untuk menentukan parameter optimal pada model SVM, salah satunya adalah menggunakan algoritma *grid search*.

2.5 Gaussian RBF (Radial Basis Function)

Radial Basis Function (RBF) adalah model *neural network* yang mentransformasikan *input* secara *nonlinear* dengan menggunakan fungsi aktivasi *Gaussian* pada lapisan unit *hidden* sebelum diproses linear pada lapisan *output*.

RBF memiliki algoritma pelatihan yang agak unik karena terdiri atas metode *supervised* dan *unsupervised* sekaligus, dimana metode *supervised* merupakan metode yang setiap pola yang diberikan ke dalam jaringannya telah diketahui *outputnya*. Selisih antara pola *output* aktual (*output* yang dihasilkan) dengan pola *output* yang dikehendaki (*output target*) yang disebut *error* digunakan untuk mengoreksi bobot jaringan. Sedangkan metode *unsupervised* adalah metode yang tidak membutuhkan target *output* (Tahir, et al., 2012).

2.6 Grid Search Optimization

Algoritma ini membagi jangkauan parameter yang akan dioptimalkan kedalam *grid* dan melintasi semua titik untuk mendapatkan parameter yang optimal. Dalam aplikasinya, algoritma *grid search* harus dipandu oleh beberapa metrik kinerja, biasanya diukur dengan *cross-validation* pada data *training*. Oleh karena itu disarankan untuk mencoba beberapa variasi pasangan parameter pada *hyperplane* SVM. Pasangan parameter yang menghasilkan akurasi terbaik didapatkan dari uji *cross-validation* yang merupakan parameter optimal. Parameter optimal tersebut selanjutnya digunakan untuk model SVM terbaik. Setelah itu, model SVM tersebut digunakan untuk memprediksi data *testing* untuk mendapatkan generalisasi tingkat akurasi model. (Naufal, 2017).

2.7 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Dalam prediksi keberhasilan suatu proses dapat diukur selain dari hasil percobaan yang akurat dan optimal, juga harus memperhitungkan tingkat kesalahan (*error*) (Enri, 2018). Salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil peramalan dikatakan semakin akurat jika nilai MAPE semakin kecil. Rumus MAPE secara umum dapat dituliskan sebagai berikut (Naufal, 2017).

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (3.13)$$

dimana:

- n = jumlah sampel
- x_t = nilai aktual indeks pada periode ke-t
- f_t = nilai prediksi indeks pada periode ke-t

2.8 Nilai Tukar (Kurs)

Nilai tukar Rupiah adalah harga Rupiah terhadap mata uang negara lain. Jadi, nilai tukar Rupiah merupakan nilai mata uang Rupiah yang ditranslasikan ke dalam mata uang negara lain. Misalnya nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, nilai tukar Rupiah terhadap Euro, dan lain sebagainya (Novianto, 2011).

Macam-macam kurs valas adalah sebagai berikut (Pujiastuti, et al., 2006).

1. Kurs beli, adalah kurs yang diberlakukan oleh bank apabila bank membeli mata uang asing.
2. Kurs jual, adalah kurs yang diberlakukan oleh bank apabila bank menjual mata uang asing.
3. Kurs tengah, adalah kurs rata-rata antara kurs beli dan kurs jual.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Populasi dan Sampel

Populasi yang diambil dalam penelitian ini adalah seluruh nilai kurs jual Rupiah terhadap US Dollar. Sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai kurs jual Rupiah terhadap US Dollar dimulai pada 01 Januari 2018 sampai dengan 09 Agustus 2018.

3.2 Tahapan Penelitian

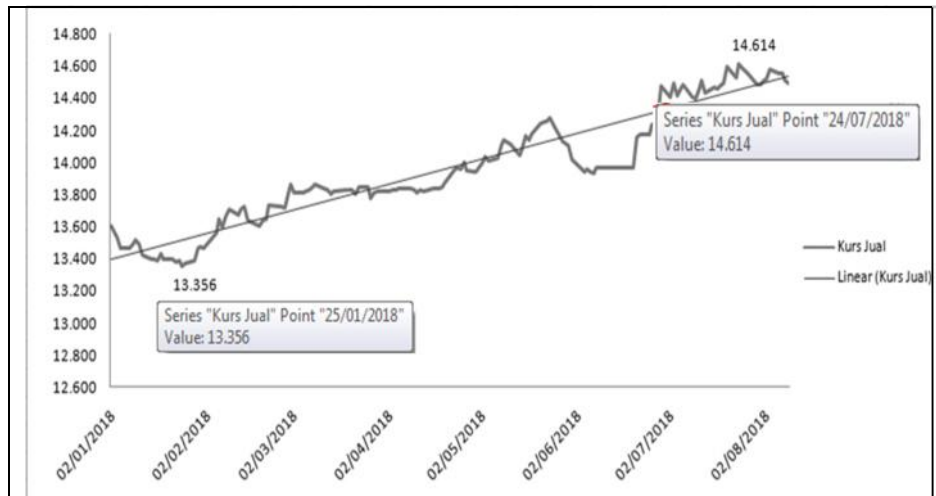
Pada tahapan ini data dikumpulkan kemudian di analisis menggunakan deskriptif. Tahap berikutnya yaitu melakukan peramalan menggunakan metode SVM dengan tahapan sebagai berikut:

1. *Pre-Processing* Data yaitu pada tahap ini melakukan pembagian data yang meliputi data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Dari penelitian oleh Enri (2018) pembagian data *training* dan data *testing* digunakan pembagian 70:30 dari keseluruhan data yang digunakan dalam penelitian secara umum. Data *training* digunakan untuk mendapatkan model sedangkan data *testing* digunakan untuk pengujian keakuratan model.
2. Pemodelan dengan SVM, dimana pada tahap ini akan dilakukan *training* SVM untuk data awal yaitu data pelatihan (*training*).
3. Penentuan nilai parameter, dimana ditentukan nilai parameter yang akan digunakan seperti nilai *C* (*cost*), *Epsilon* dan *Gamma*. Setelah itu peneliti akan mendapatkan nilai parameter yang optimal yang kemudian dijadikan model terbaik dalam meramalkan.
4. Setelah didapatkan model terbaik, selanjutnya akan digunakan untuk memprediksi data *testing* guna mendapatkan generalisasi tingkat akurasi model.
5. Peramalan data, dimana pada tahap ini akan dilakukan peramalan data untuk periode berikutnya menggunakan model terbaik yang telah didapatkan sebelumnya.

4. HASIL PENELITIAN

4.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif untuk menggambarkan secara umum mengenai kurs nilai jual Rupiah terhadap US Dollar.



Gambar 1. Grafik Data Kurs Jual Rupiah terhadap US Dollar

Berdasarkan **gambar 1** menjelaskan pola data *trend* yang cenderung naik dari bulan Januari 2018 hingga bulan Agustus 2018 pada data kurs jual Rupiah terhadap US Dollar. Kurs jual terendah berada pada tanggal 5 Januari 2018 sebesar Rp. 13.356 yang artinya mata uang Rupiah menguat dikarenakan pelemahan mata uang US Dollar. Analis Senior Binaartha Sekuritas, Reza Priyambada mengatakan pergerakan Rupiah kembali mengalami kenaikan seiring melemahnya laju US Dollar. Adanya pemberitaan dari pernyataan *U.S. Treasury Secretary* bahwa pelemahan US Dollar masih dianggap wajar oleh pemerintah Trump karena akan positif bagi perdagangan AS (Tribun Bisnis, 2018).

Kurs jual tertinggi berada pada tanggal 24 Juli 2018 sebesar Rp. 14.614 yang artinya mata uang Rupiah pada saat itu mengalami pelemahan. Deputy Gubernur Bank Indonesia Rosmayana Hadi mengatakan perekonomian Indonesia saat ini dalam kondisi kuat, namun memang ada sentimen eksternal yang membuat Rupiah melemah. Adapun peneliti *Institute for Development of Economics and Finance* Bhima Yudhistira mengatakan bahwa faktor yang mendorong pelemahan Rupiah antara lain adalah perang dagang yang kini berlanjut ke perang mata uang. Cina melakukan devaluasi Yuan untuk menjaga daya saing produk ekspor, kondisi ini memperburuk negosiasi bilateral AS-Cina (Tempo, 2018).

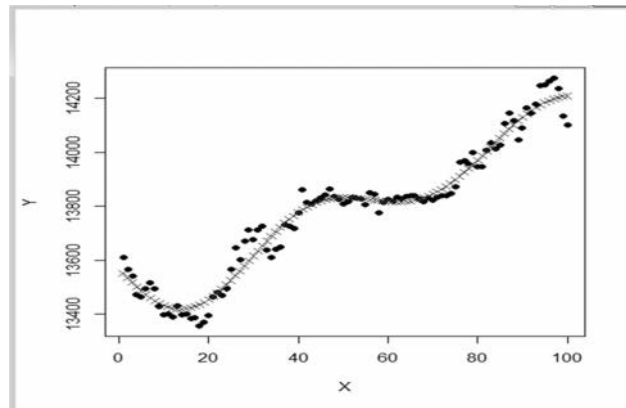
4.2 Support Vector Machine (SVM)

4.2.1 Pre-Processing Data

Pada proses ini akan dilakukan pembagian data yang meliputi data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) yaitu dengan perbandingan 70% : 30%. Jumlah data keseluruhan adalah 143 data dimulai pada tanggal 01 Januari 2018 sampai dengan 09 Agustus 2018. Pembagian data untuk data *training* 70% yaitu 100 data, dan untuk data *testing* yaitu 43 data.

4.2.2 Pemodelan dengan SVM

Untuk membangun model SVM, package yang digunakan yaitu (e1071). Hasil nilai dari data training dapat dilihat pada **gambar 2**.



Gambar 2. Hasil Plot Prediksi Data *Training*

Pada **gambar 2** dapat dilihat bahwa hasil prediksi data *training* yang telah ditentukan secara *default* oleh sistem dan belum diatur tipe kernel serta nilai parameternya. Garis *hyperplane* pada data *training* tersebut masih belum mengikuti pola data yang ada, maka untuk membentuk *hyperplane* terbaik dilakukan dengan mengatur tipe kernel serta mengetahui nilai parameter.

4.2.3 Penentuan Nilai Parameter

Untuk mendapatkan hasil yang optimal, perlu melakukan pengoptimalan parameter menggunakan *Grid Search Optimization* (GSO). Fungsi kernel yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF), kemudian sistem akan melatih model dengan $\epsilon = 0, 0.1, 0.2, \dots, 1$, $cost = 2^{-5}, 2^{-4}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}$ serta $gamma = 2^{-15}, 2^{-14}, 2^{-13}, \dots, 2^3$ yang artinya sistem akan melatih beberapa pasangan model (Andita dan Sulistijanti, 2018). Berikut hasil optimasi parameter.

Tabel 1. Hasil Optimasi Parameter

| Epsilon (ϵ) | Cost | Gamma (γ) |
|------------------------|------|--------------------|
| 0,1 | 256 | 8 |

Pada **tabel 1** diketahui bahwa dari hasil optimasi parameter yang dilakukan menggunakan *grid search* untuk membentuk model terbaik didapatkan hasil optimasi yaitu $epsilon = 0,1$, $cost = 256$ serta $gamma = 8$. Model SVM yang didapatkan yaitu SVM ($\epsilon, cost, \gamma$) = (0,1, 256, 8). Untuk mengukur tingkat keakurasian model dapat dilihat dari nilai MAPE. Hasil perhitungan MAPE didapatkan hasil keakurasian sebesar 0,17% dimana nilai tersebut kurang dari 10% yang artinya tingkat keakurasian parameter yang didapatkan sangat baik serta baik digunakan membentuk model terbaik.

4.2.4 Peramalan Data

Hasil peramalan kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar diperoleh dari data *testing* dengan menggunakan parameter yang optimal yang telah didapatkan dari data *training* kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar. Berikut hasil peramalan yang didapatkan.

Tabel 2. Data Hasil Peramalan 14 Hari Ke Depan

| Hari | Peramalan |
|------|-----------|
| 1 | 14442.99 |
| 2 | 14423.07 |
| 3 | 14407.94 |
| 4 | 14394.73 |
| 5 | 14383.06 |
| 6 | 14373.67 |
| 7 | 14367.05 |
| 8 | 14363 |

| | |
|----|----------|
| 9 | 14360.82 |
| 10 | 14359.80 |
| 11 | 14359.37 |
| 12 | 14359.21 |
| 13 | 14359.16 |
| 14 | 14359.14 |

Pada **tabel 2** hasil peramalan untuk 14 hari ke depan. Diketahui bahwa 1 hari kedepannya diramalkan kurs nilai jual Rupiah terhadap US Dollar sebesar Rp. 14.442,99, selanjutnya untuk kurs nilai jual Rupiah terhadap US Dollar dihari berikutnya yaitu Rp. 14.423,07, dan seterusnya hingga 14 hari kedepan. Hasil peramalan tertinggi kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar terdapat pada hari ke-1 yaitu sebesar Rp. 14.442,99 yang berarti Rupiah masih mengalami pelemahan, sedangkan hasil peramalan terendah kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar terdapat pada hari ke-14 yang artinya bahwa kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar mulai mengalami penguatan hingga mencapai angka Rp. 14.359,14.

Menjaga kestabilan Rupiah bisa dilakukan dengan mengupayakan peningkatan investasi ke Indonesia dan menaikkan ekspor baru yang tidak berdampak pada perang dagang. Ronny P Sasmita pengamat ekonomi juga Direktur Eksekutif *Economic Action Indonesia* (EconAct) mengatakan bahwa tiga hal secara strategis yang bisa jadi solusi lain adalah pertama, percepat investasi. Kedua, perkuat ekspor. Dan ketiga, pariwisata harus lebih gencar (Liputan6, 2018).

5. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Gambaran umum untuk analisis deskriptif kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar pada bulan Januari 2018 hingga bulan Agustus 2018 pada data kurs jual Rupiah terhadap US Dollar yang terendah berada pada tanggal 5 Januari 2018 sebesar Rp. 13.356 yang artinya mata uang Rupiah menguat dikarenakan pelemahan mata uang US Dollar dan kurs jual tertinggi berada pada tanggal 24 Juli 2018 sebesar Rp. 14.614 yang artinya mata uang Rupiah pada saat itu mengalami pelemahan.
2. Model terbaik untuk peramalan kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar adalah SVM $(\epsilon, \cos, \gamma) = (0,1, 256, 8)$.
3. Hasil dari peramalan kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar didapatkan hasil peramalan pada hari ke-14 kurs nilai Rupiah terhadap US Dollar mulai mengalami penguatan hingga mencapai angka Rp. 14.359,14 dari Rp. 14.442,99.

6. REFERENSI

- Abbas, Irfan. 2016. *Penerapan Metode Moving Average (MA) Berbasis Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Membandingkan Pola Kurva Dengan Trend Kurva Pada Trading Forex Online*. Ilmiah ILKOM, Vol. 8 No.(1).
- Andita, Ayu., dan Sulistijanti, Wellie. 2018. *Perbaikan Peramalan Produksi Padi Di Kabupaten Kendal Dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)*. The 7th University Research Colloquium 2018 .
- Anwary, Amiruddin, Ahmad. 2011. *Prediksi Kurs Rupiah TerhadapP Dollar Amerika Menggunakan Metode Fuzzy Time Series*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Assaffat, Luqman. 2015. *Peramalan Beban Listrik Bulanan Sektor Industri Menggunakan Support Vector Machine Dengan Variasi Fungsi Kernel*. Jurnal.
- Badan Pusat Statistik. 2017. *Nilai Tukar Valuta Asing Di Indonesia*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.

- Dwi, Nugroho. 2015. *Penerapan Algoritma Support Vector Machine Untuk Prediksi Harga Emas*. Jurnal Informatika UPGRIS , Vol 1.
- Enri, Ultach. 2018. *Optimasi Parameter Support Vector Machines Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika Serikat*. Jurnal Gerbang Vol. 8 No. (1).
- Liputan6. 2018. *Rupiah Tumbang, Perlukah BI Naikkan Bunga Acuan Lagi?*. Diakses dari <https://www.liputan6.com/bisnis/read/3618455/rupiah-tumbang-perlukah-bi-naikkan-bunga-acuan-lagi>.
- Naufal, Farhan, Muhammad. 2017. *Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Yang Datang Ke Indonesia Berdasarkan Pintu Masuk Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)*. Skripsi Institut Teknologi Sepuluh November.
- Novianto, Aditya. 2011. *Analisis Pengaruh Nilai Tukar (Kurs) Dolar Amerika/Rupiah (US\$/Rp), Tingkat Suku Bunga SBI, Inflasi, dan Jumlah Uang Beredar (M2) Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 1999.1-2010.1*. Skripsi Universitas Diponegoro.
- Nugroho, Satriyo, Anto., Witarto, Budi, Arief., dan Handoko, Dwi. 2003. *Support Vector Machine*. Kuliah Umum Ilmu Komputer.
- Octavian, Elfa. 2018. *Analisis Penjualan Produk Peninggi Badan Di Jawa Tengah Dan Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode ARIMA*. Skripsi Universitas Islam Indonesia.
- Pujiastuti, Sri, Y., Tamtomo, Haryono, T.D, dan Suparno, N. 2006. *IPS Terpadu Untuk SMP Kelas 3 Dan MTS Kelas IX Semester 1*. Diakses Online.
- Reinarli, Ednawati., dan Romadhan, Arif. (2017). Perbandingan Simple Logistic Classifier Dengan Support Vector Machine Dalam Memprediksi Kemenangan Atlet. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence* , Vol. 3, No. (2).
- Santosa, Budi. 2007. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Setiawan, Nyoman, I., dan Setiawan, Widyadi. 2013. *Perbandingan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Support Vector Machine Dan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik*. Teknologi Elektro , Vol. 12, No. (2).
- Tahir, Zulkifli., Warni, Elly., Indrabayu., dan Suyuti, Ansar. 2012. *Analisa Metode Radial Basis Function Jaringan Saraf Tiruan Untuk Penentuan Morfologi Sel darah Merah (Eritrosit) Berbasis Pengolahan Citra*. Jurnal Forum Pendidikan Tinggi Teknik Elektro Indonesia (FORTEI).
- Tempo. 2018. *Rupiah Melemah Tembus Rp 14.541 Per Dolar AS*. Diakses dari <https://bisnis.tempo.co/read/1109989/rupiah-melemah-tembus-rp-14-541-per-dolar-as/full&Paging=Otomatis>.
- Tribun Bisnis. 2018. *Rupiah Bergerak Menguat Ke Level Rp 13.292 Per Dolar AS*. Diakses dari <http://www.tribunnews.com/bisnis/2018/01/25/rupiah-bergerak-menguat-ke-level-rp-13292-per-dolar-as>.
- Wijana, Aditya, Yanuar. 2011. *Analisis Teknikal Perdagangan Valuta Asing Dolar Amerika Terhadap Yen Jepang Dengan Menggunakan Moving Average Convergence Divergence*. Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta.
- Wikipedia. 2015. *Statistika Deskriptif*. Diakses dari https://id.wikipedia.org/wiki/Statistika_deskriptif.