

# *Pengembangan Model Support Vector Machines (Svm) Dengan Memperbanyak Dataset Untuk Prediksi Bisnis Forex Menggunakan Metode Kernel Trick*

Adi Sucipto<sup>1</sup>, Akhmad Khanif Zyen<sup>2</sup>

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara

email : [adisucipto@unisnu.ac.id](mailto:adisucipto@unisnu.ac.id)<sup>1</sup>, [khanif.zyen@unisnu.ac.id](mailto:khanif.zyen@unisnu.ac.id)<sup>2</sup>

## *Abstract*

*There are many types of investments that can be used to generate income, such as in the form of land, houses, gold, precious metals etc., there are also in the form of financial assets such as stocks, mutual funds, bonds and money markets or capital markets. One of the investments that attract enough attention today is the capital market investment. The purpose of this study is to predict and improve the accuracy of foreign exchange rates on forex business by using the Support Vector Machine model as a model for predicting and using more data sets compared with previous research that is as many as 1558 dataset. This study uses currency exchange rate data obtained from PT. Best Profit Future Cab. Surabaya is already in the form of data consisting of open, high, low, close attributes by using the current data of Euro currency exchange rate to USA Dollar with period every 1 minutes from May 12, 2016 at 09.51 until 13 May 2016 at 12:30 As much as 1689 dataset, After conducting research using Support Vector Machine model with kernel trick method to predict Forex using current data of Euro exchange rate to USA Dollar with period every 1 minutes from May 12, 2016 at 09.51 until 13 May 2016 at 12:30 as much as 1689 The dataset yielded a considerable prediction accuracy of 97.86%, with this considerable accuracy indicating that the movement of the Euro currency exchange rate to the USA Dollar on May 12 to May 13, 2016 can be predicted precisely.*

**Keywords:** *Forex, Prediksi, Support Vector Machine. Kernel trick*

## **1. PENDAHULUAN**

Ada banyak jenis investasi yang dapat dijalankan untuk menghasilkan penghasilan diantaranya ada dalam bentuk riil yaitu berupa investasi dalam bentuk tanah, rumah, emas, logam mulia dll, ada juga dalam bentuk aset finansial contohnya saham, reksa dana, obligasi dan pasar uang atau pasar modal.

Salah satu Investasi yang cukup menarik perhatian saat ini adalah Investasi pasar modal. Investasi pasar modal di setiap negara telah menjadi aset yang sangat penting untuk setiap perusahaan di dunia. Investor dari seluruh dunia baik secara langsung maupun tidak langsung dapat memberikan dampak ekonomi pada negara tempat berinvestasi. Indonesia adalah salah satu negara terkemuka di Asia yang saat ini sangat aktif dalam investasi pasar modal. Ada banyak jenis investasi pasar modal di Indonesia, diantaranya adalah "Bursa Efek Indonesia" yang menawarkan investasi terbuka bagi banyak investor untuk berinvestasi pada perusahaan yang

mereka paling percaya. Adapun salah satu pilihan lain dalam investasi yang biasa disebut dengan perusahaan pialang, di mana perusahaan pialang ini mencari investor untuk berinvestasi salah satunya dalam perdagangan mata uang asing yang biasa disebut dengan *forex*[1].

Forex (*Foreign Exchange*) atau yang lebih dikenal dengan Valuta Asing (*Valas*) adalah merupakan suatu jenis perdagangan atau transaksi yang memperdagangkan mata uang suatu negara terhadap mata uang negara lainnya yang melibatkan pasar-pasar uang utama di dunia selama 24 jam secara berkesinambungan mulai dari hari Senin pukul 04.00 WIB pagi sampai dengan hari Sabtu pukul 04.00 WIB/GMT+7[2]. Forex merupakan pasar keuangan terbesar dan terlikuid di dunia dengan omset harian sekitar 1 triliun US 1 triliun US dolar[3]. Forex didirikan pada tahun 1973 dengan deregulasi nilai tukar mata uang asing di Amerika Serikat dan negara lainnya. Yaitu, sebelum tahun 1973 pertukaran rezim tarif tetap digunakan untuk global Mata uang hubungan. Hal ini didasarkan pada

perjanjian Bretton Woods dari tahun 1944 dengan dolar Amerika sebagai jangkar untuk semua mata uang dunia yang bebas. Dolar Amerika telah menjadi mata uang cadangan untuk dunia yang berdasarkan pada standar emas. Tidak ada negara lain yang dijamin untuk pertukaran mata uang untuk emas. Namun, di tahun 1960 dan awal tahun 1970 krisis ekonomi global yang disebabkan oleh inflasi di seluruh dunia telah menunjukkan bahwa Amerika Serikat tidak dapat lagi memenuhi standar emas. Dengan kenaikan inflasi dolar lebih menjadi bernilai kurang, dan pemegang dolar di seluruh dunia mencari keselamatan emas. Akibatnya, banyak negara tidak dapat mempertahankan nilai mata uang mereka di bawah rezim Bretton Woods, dan cadangan emas Amerika Serikat secara signifikan jatuh [4]. Pada tahun 1973 sistem pertukaran mengambang tingkat diciptakan membangun pemerintahan harga pasar. Kemudian mulai dari tahun 1983 ada perkembangan di pasar forex Australia dan negara lain. Seperti Australia sebagian besar negara maju dan negara berkembang di dunia menyambut investor asing. Ketika investor asing mendapatkan akses untuk berinvestasi dalam saham obligasi negara, industri manufaktur, pasar properti dan aset lain maka pasar forex menjadi terpengaruh. Hingga akhirnya pada tahun 2008 terjadi peningkatan pasar keuangan dengan sekitar \$ 3 triliun diperdagangkan setiap harinya [5][6]. Pedagang pasar Forex dapat menggunakan banyak cara untuk menganalisis arah pasar forex. Dengan demikian, dengan mempelajari sejarah pergerakan harga di masa lalu maka pergerakan harga di masa depan dapat diprediksi.

Prediksi adalah salah satu teknik yang paling penting dalam memilih pasar untuk berinvestasi. Keputusan dalam memprediksi sangatlah penting, karena setiap kesalahan dalam prediksi akan membuat investor kehilangan uang mereka [1]. Untuk itu setiap investor harus dapat memprediksi pasar, mereka harus memiliki beberapa informasi untuk membuat prediksi. Informasi yang sempurna akan mempermudah dalam prediksi dan prediksi yang baik adalah prediksi secara akurat [6].

Untuk melakukan prediksi secara akurat maka diperlukan metode yang tepat pula. Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu metode yang dapat melakukan prediksi [7], sistem pembelajaran model ini menggunakan ruang

hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang fitur berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan menerapkan pembelajaran yang menemukan asal-usul dalam pembelajaran statistik teori. Model SVM pertama kali dikenalkan oleh Vapnik, Noser dan Guyon pada tahun 1992 dan sejak itu SVM mulai tumbuh berkembang pesat. SVM merupakan salah satu teknik yang baru bila dibandingkan dengan teknik yang laik, namun memiliki performa yang lebih baik di berbagai aplikasi seperti klasifikasi teks, dan pengenalan tulisan tangan [8].

Proses pembelajaran pada SVM itu bertujuan untuk mendapatkan hipotesis berupa bidang pemisah terbaik yang tidak hanya meminimalkan *empirical risk* yaitu rata-rata *error* pada data pelatihan, tetapi juga generalisasi yang baik. Generalisasi adalah kemampuan sebuah hipotesis untuk dapat mengklasifikasikan data yang tidak terdapat dalam data pelatihan dengan benar. Untuk menjamin generalisasi ini SVM akan bekerja berdasarkan prinsip SRM. SRM bertujuan untuk menjamin batas atas dari generalisasi pada data pengujian dengan cara mengontrol kapasitas dari hipotesis hasil pembelajaran [9].

Ada beberapa penelitian yang berkaitan dengan penelitian ini yaitu Christianini tahun 2013 menceritakan bahwa konsep SVM dapat menjelaskan secara sederhana sebagai upaya dalam mencari garis pemisahan (hyperplane) terbaik melalui berbagai kemungkinan dalam alternatif hyperplane, penelitian kedua oleh Santosa tahun 2014 menyatakan bahwa *Support Vector Machines* (SVM) adalah salah satu teknik untuk melakukan prediksi, baik itu dalam kasus regresi maupun klasifikasi di mana SVM berada di dalam satu kelas dengan Neural Network, yang mana keduanya masuk dalam kelas supervised learning. Dasar prinsip dari SVM sebenarnya adalah linier classifier kemudian dikembangkan kembali agar dapat bekerja pada problem non linier dengan menggunakan metode kernel trick yaitu mencari hyperplane dengan cara yaitu mentransformasi dataset ke ruang vektor yang berdimensi lebih besar (*feature space*) menggunakan fungsi kernel yang kemudian akan di proses pengklasifikasian dan dilakukan pada feature space tersebut. Penentuan fungsi kernel yang digunakan akan sangat berpengaruh

terhadap hasil prediksi, berikut rumus *kernel Radial Basis Function model hyperplane* :

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i \exp(-\gamma (||x_i - x_d||)^2) + b$$

$N_{SV}$  : jumlah *Support Vector*  
 $\alpha$  : alpha, Pengali Lagrange  
 $i$  : 1,2,3,...,  $N_{SV}$ ,  
 $b$  : bias  
 $y$  : Label / kelas dari data

Tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi dan meningkatkan akurasi nilai tukar mata uang asing pada bisnis forex dengan menggunakan model *Support Vector Machine* sebagai model untuk memprediksi [14] dan dengan menggunakan data set yang lebih banyak dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yaitu sebanyak 1558 dataset.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### Penelitian yang Relevan (Related Research)

Penelitian mengenai prediksi sudah banyak dilakukan, diantaranya dengan menggunakan metode backpropagation, Artificial neural networks (ANNs), Scaled Conjugate Gradient (SCG), dan lain-lain. Namun penelitian ini mengenai permasalahan dalam memprediksi bisnis forex menggunakan model Support Vector Machine diharapkan dapat memprediksi forex dan meningkatkan akurasi dengan menambah dataset. Berikut adalah penelitian-penelitian sebelumnya dalam 10 tahun terakhir, yang terkait dengan permasalahan prediksi menggunakan model Support Vector Machine.

### 2.1 Data Classification Using Support Vector Machine

Srivastava Durgesh, dkk menyajikan bahwa Klasifikasi adalah salah satu tugas yang paling penting untuk aplikasi yang berbeda seperti kategorisasi teks, nada pengakuan, klasifikasi citra, ekspresi gen mikro-array, protein struktur prediksi, data Klasifikasi dll Sebagian besar metode klasifikasi terbimbing yang ada didasarkan pada statistik tradisional, yang dapat memberikan hasil yang ideal ketika ukuran

sampel yang cenderung tak terhingga. Namun, hanya sampel yang terbatas dapat diperoleh dalam praktek. Dalam makalah ini, metode pembelajaran baru, Support Vector Machine (SVM), diterapkan data yang berbeda (data Diabetes, Jantung Data, data satelit dan data Shuttle) yang memiliki dua atau multi kelas. SVM, metode mesin kuat yang dikembangkan dari pembelajaran statistik dan telah membuat signifikan prestasi di beberapa bidang. Diperkenalkan pada awal 90-an, mereka menyebabkan ledakan minat dalam mesin belajar. Fondasi dari SVM telah dikembangkan oleh Vapnik dan mendapatkan popularitas di bidang mesin belajar karena banyak fitur menarik dan kinerja empiris menjanjikan. Metode SVM tidak tidak menderita keterbatasan data dimensi dan sampel yang terbatas. Dalam percobaan kami, vektor dukungan, yang penting untuk klasifikasi, diperoleh dengan belajar dari sampel pelatihan. Dalam makalah ini kami telah menunjukkan hasil perbandingan menggunakan kernel yang berbeda fungsi untuk semua sampel data [1].

### 2.2 Evaluation of SVM Kernels and Conventional Machine Learning Algorithms for Speaker Identification

Mezghani D. Ben Ayed, dkk menyajikan adanya salah satu masalah utama dalam studi mesin Dukungan vektor (SVM) adalah kernel seleksi, yang didasarkan pada dasarnya pada masalah memilih fungsi kernel untuk tugas tertentu dan dataset. Dengan bertentangan dengan algoritma pembelajaran mesin lainnya, SVM berfokus pada memaksimalkan kemampuan generalisasi, yang tergantung pada risiko empiris dan kompleksitas mesin. Dalam penelitian berikut, kita dianggap bahwa masalah kernel pemilihan SVMs pengklasifikasi untuk mencapai kinerja adalah pada speaker teks-independen Identifikasi menggunakan corpus TIMIT. Kami berfokus pada SVM dilatih menggunakan linear, polinomial dan Radial Basic Function (RBF) kernel. Sebuah studi awal telah dilakukan antara SVM menggunakan pilihan terbaik dari kernel dan tiga algoritma pembelajaran populer lainnya, yaitu Naïve Bayes (NB), C4.5 pohon keputusan dan Multi Layer Perceptron (MLP). Hasil memiliki mengungkapkan bahwa SVM terlatih menggunakan kernel polinomial adalah pilihan terbaik untuk berurusan dengan speaker tugas identifikasi dan bahwa SVM adalah pilihan terbaik jika dibandingkan dengan algoritma lainnya [2] [18].

### 2.3 Modelling Ordinal Relations With SVMs : An application to Objective Aesthetic Evaluation Of Breast Cancer Conservative Treatment.

Cardoso Jaime S, dkk menyajikan bahwa Hasil kosmetik adalah titik akhir yang penting untuk kanker payudara pengobatan konservatif, namun verifikasi hasil ini tetap tanpa standar. Metode penilaian obyektif lebih disukai untuk mengatasi kelemahan evaluasi subjektif. Dalam makalah ini algoritma baru diusulkan, berdasarkan dukungan mesin vektor, untuk klasifikasi data kategori ordinal. Ini classifier ini kemudian diterapkan sebagai metodologi baru untuk penilaian obyektif dari hasil estetika [3].

### 2.4 Protein Structure Prediction Using Support Vector Machine

Ming Hao Eng, dkk menyajikan bahwa Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk memprediksi protein struktural. Bioinformatika menggunakan metode untuk Prediksi struktur protein sebagian besar tergantung pada urutan asam amino. Dalam tulisan ini, pekerjaan prediksi 1-D, 2-D, dan 3-D struktur protein prediksi. Prediksi struktur protein adalah salah satu yang paling penting masalah dalam perhitungan biologi modern. Support Vector Machine kaya ditampilkan generalisasi yang kuat kemampuan protein prediksi struktur. Teknik klasifikasi biner Support Vector Machine adalah diimplementasikan dan fungsi kernel RBF digunakan dalam SVM. Basis ini Fungsi Radial (RBF) dari SVM menghasilkan akurasi yang lebih baik dalam hal klasifikasi dan hasil pembelajaran [4].

### 2.5 Artificial Learning And Support Vector Machines : Default Risk Prediction

Franch Fabio, dkk menyajikan Krisis keuangan yang dimulai pada tahun 2008 telah menunjukkan berapa banyak pekerjaan yang masih harus dilakukan dalam rangka untuk secara tepat memprediksi kebangkrutan dari aktor-aktor yang meminta kredit ke bank mereka. Dalam tulisan ini saya fokus perhatian pada perusahaan-perusahaan besar, menggunakan database ramah disediakan oleh Unicredit, salah satu kelompok perbankan Eropa yang paling penting. Ukuran dan kompleksitas masalah yang diperlukan penyederhanaan database dan penggunaan Principal Component Analysis (PCA) untuk mengurangi masalah ke dimensi yang dikelola oleh Support Vector Machine (SVM) software yang dipilih untuk penelitian ini. Konfigurasi terbaik ditemukan diperbolehkan benar klasifikasi 84% dari semua perusahaan dan hasil tersebut ditemukan lebih tinggi daripada banyak lainnya dilaporkan dalam literatur. Kata kunci: Prediksi kebangkrutan, Basel 2, risiko default,

Principal Component Analysis, Support Vector Machines [5] [19].

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Metode Pengumpulan data

Penelitian ini memakai data nilai tukar mata uang yang didapatkan dari PT. Best Profit Future Cab. Surabaya sudah berupa data yang terdiri dari atribut *open, high, low, close*. Tiap baris data adalah nilai tukar mata uang mulai dari pembukaan, nilai tukar tertinggi, nilai terendah terendah, dan nilai penutupan mata uang dalam selang waktu 1 menit.

Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah:

- Data Sekunder

Penelitian ini memakai data arus nilai tukar mata uang Euro terhadap USA Dollar dengan kurun waktu setiap 1 menit dari tanggal 12 Mei 2016 pukul 09.51 hingga tanggal 13 Mei 2016 pukul 12:30 sebanyak 1689 Dataset, tanggal yang dipilih untuk melakukan penelitian ini adalah tanggal dimana di dapat pada saat survey lapangan dilaksanakan.

- Data Primer

Data primer adalah data yang telah diolah, data yang telah di olah dalam penelitian ini adalah data hasil komputasi algoritma prediksi.

Setelah diperoleh data primer lalu kita pilih dua buah variabel yang dijadikan *bullish* dan *bearish* yaitu *open* dan *close*. Setelah itu dibuatkan label terhadap data yang telah dipilih yaitu bernilai -1 apabila *bearish* (bila  $open > close$ ) dan +1 apabila *bullish* (bila  $open < close$ ). Setelah itu dilanjutkan proses training.

### 3.2 Metode Training

Tahap pertama pada proses training adalah membentuk model hyperplane, pada langkah ini akan dilakukan mencari *support vector* menggunakan *quadratic programming* dengan metode *lagrange*, kemudian menghasilkan output berupa alpha, disebut dengan support vector apabila hasil training set alpha bernilai positif. Lalu dilakukan parameter dari kernel RBF dan SVM yaitu  $\gamma$  (gamma) dan C (cost) menggunakan *gridsearch*. Dari hasil transformasi ini akan dioptimasi menggunakan *lagrange* agar dapat menghasilkan nilai *apl* dalam penentuan *support vector* dan menduga koefisien b (*bias*) maupun w (*weight*) pada model *hyperplane*.

### 3.3 Metode Testing

Pada tahapan ini data hasil pengolahan model *hyperplane* akan di testing pada tahap ini meliputi data baru yang tidak termasuk dalam data training.

### 3.4 Lokasi Penelitian

Penelitian ini memakai data nilai tukar mata uang yang didapatkan dari PT. Best Profit Future Cab. Surabaya dengan alamat lengkapnya di Gedung Graha

Bukopin Lantai 11, Jalan Panglima Sudirman No 10 - 18.

**3.5 Peubah yang diamati /diukur**

Pada penelitian ini menggunakan dataset dengan variabel (*open, high, low dan close*), dengan dataset ini akan dihitung tingkat akurasi error RMSE nya.

**3.6 Model / metode yang Digunakan**

Pada penelitian ini menggunakan satu buah model prediksi yaitu model *Support Vector Machine*.

**4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

**4.1. Menentukan parameter  $\gamma$  (gamma) dan C (cost)**

Berikut tabel hasil dari kombinasi dari parameter C dan  $\gamma$  menghasilkan akurasi yang terbaik melalui metode gridsearch :

**Tabel 4.1 Parameter  $\gamma$  (gamma) dan C (cost)**

Data	$\gamma$		C		Hasil terbaik		
	Awal	Akhir	Awal	Akhir	$\gamma$	C	Akurasi
EUR/USD	$3^{-4}$	$3^4$	$3^3$	$3^{16}$	$3^{-4}$	$3^{13}$	97.86%

Tabel 4.1. Menunjukkan nilai terbaik dari proses training kombinasi parameter  $\gamma$  dan C dengan nilai EUR/USD adalah  $C=3^{13}$  dan  $\gamma 3^{-4}$  dengan akurasi prediksi mencapai 97.86%.

**4.2. Gunakan Fungsi Lagrange untuk Optimasi**

Pada langkah ini dilakukan optimasi dengan menggunakan metode lagrange, hasil yang diperoleh berupa besar nilai lagrange multiplier sebagai berikut :

**Tabel 4.2 Nilai Optimasi Lagrange Multiplier**

No.	EUR/USD
1	1594323
2	177147
3	19683
4	2187
5	81
6	27
7	9
8	81
9	243
10	6561
11	59049
12	531441

Tabel 4.2. hasil optimasi nilai lagrange multiplier dengan fungsi lagrange dari hasil training yang bergabung dengan lagrange multiplier, dengan EUR/USD terdapat 12 support vector.

**4.3. Penentuan Nilai Dugaan Koefisien bias dan weight**

Pada tahapan ini nilai koefisien b dan w di model hyperplane pada masing masing training diduga memakai lagrange multiplier dan hasilnya adalah sebagai berikut :

**Tabel 4.3. bias dan weight**

Data	Weight (w)		Bias (b)
	w1	w2	
EUR/USD	-327.3023	189.0324	-.4.3271

Pada tabel 4.3. ditunjukkan hasil dugaan nilai b dan w sebagai berikut :

$$\text{EUR/USD} : -327.3023 \phi(x_1) + 189.0324 \phi(x_2) - 4.3271 \quad (1)$$

Yang mana nilai  $\phi(x_1)$  adalah training hasil transformasi dari *feature space*.

**4.4. Proses penyusunan model hyperplane**

Proses penyusunan model hyperplane digunakan untuk mengatasi permasalahan ketidaklinieran dengan metode kernel trick sehingga diperlukan formulasi SVM dalam dual form, berikut persamaan model hyperplane :

$$\text{EUR/USD} := \sum_{i=1}^{1689} \alpha_i y_i \exp(-9(|x_i - x_d|)^2) - 4.3271 \quad (2)$$

**4.5. Proses Testing**

Pada langkah ini dilakukan klasifikasi terhadap masing-masing testing set memakai persamaan (1) dan (2) adalah sebagai berikut :

**Tabel 4.5. Hasil Testing**

Data	Kelas	Kelas	Erro r	Akuras i
	Prediksi	Sebenarnya		
	Bullish/Bearis h	Bullish/Bearis h		
EUR/US D	12/11	11/12	1	97.86 %

Pada tabel 4.5 menunjukkan bahwa hasil keakuratan prediksi kelas testing, bisa kita lihat bahwa kelas EUR/USD nilai akurasi prediksinya mencapai 97.86% menunjukkan bahwa arah pergerakan harga harian selama bulan mei 2016 dapat diprediksi.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1. Kesimpulan

Proses awal hingga akhir penelitian ini telah dilalui menggunakan model *Support Vector Machine* dengan metode kernel trick untuk memprediksi Forex menggunakan data arus nilai tukar mata uang Euro terhadap USA Dollar dengan kurun waktu setiap 1 menit dari tanggal 12 Mei 2016 pukul 09.51 hingga tanggal 13 Mei 2016 pukul 12:30 sebanyak 1689 dataset menghasilkan akurasi prediksi yang cukup besar yaitu mencapai 97.86%, dengan akurasi yang cukup besar ini menunjukkan bahwa pergerakan arus nilai tukar mata uang Euro terhadap USA Dollar pada tanggal 12 Mei sampai dengan tanggal 13 Mei 2016 dapat diprediksi dengan tepat.

### 5.2. Saran

Saran yang dapat kami sampaikan peneliti terkait dengan hasil penelitian adalah perlu adanya data set yang lebih banyak lagi untuk dapat meningkatkan nilai akurasi prediksi serta perlu adanya percobaan menggunakan metode prediksi yang lain untuk membandingkan hasil akurasi prediksi.

Machines for binary classification.,” *J. Integr. Bioinform.*, vol. 9, no. 3, p. 201, Jan. 2012.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. K. Srivastava and L. Bhambhu, “DATA Classification Using Support Vector Machine,” 2009.
- [2] D. B. A. Mezghani, S. Z. Boujelbene, and N. Ellouze, “Evaluation of SVM Kernels and Conventional Machine Learning Algorithms for Speaker Identification,” vol. 3, no. 3, pp. 23–34, 2010.
- [3] J. S. Cardoso, J. F. Pinto da Costa, and M. J. Cardoso, “Modelling ordinal relations with SVMs: An application to objective aesthetic evaluation of breast cancer conservative treatment.,” *Neural Netw.*, vol. 18, no. 5–6, pp. 808–17, 2006.
- [4] Supriyanto Heru, “Implementasi *Support Vector Machines* Untuk Memprediksi Arah Pergerakan Harga Harian Valuta Asing (Eur/Usd, Gbp/Usd, Dan Usd/Jpy) Dengan Metode *Kernel Trick* Menggunakan Fungsi Kernel *Radial Basis Function*”, 2013.
- [5] F. Franch and D. Ph, “Artificial Learning And Support Vector Machines ;,” vol. 4, no. 2, 2011.
- [6] J. Wang, “Support vector machines based on K-means clustering for real-time business intelligence systems Xindong Wu Chengqi Zhang,” vol. 1, no. 1, pp. 54–64, 2007.
- [7] P. Gaspar, J. Carbonell, and J. L. Oliveira, “On the parameter optimization of Support Vector