

Penerapan *Algoritma Support Vector Machine* untuk Prediksi Harga Emas

Nugroho Dwi S.

Badan Pengembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi, Universitas PGRI Semarang
Gedung U Lantai 3, Kampus 1 Jl. Sidodadi Timur 24, Semarang
Email : Nugputra1@gmail.com

Abstract – Gold is one part of the assets that are important. Many investment analysis about the risk of having said that investment is small gold. The high price of gold was influenced by numerous factors such as the condition of the economy rate of inflation supply and demand and still more. Because it is the prediction of the price of gold so beneficial for investors to see how the prospect of investment in future. In this research will be the prediction of the closure of the price of gold using a method of algorithms support vector machine to compare a variable (open , the high , low and close with variable B (open, the high, low, a close and factory news) in stepped up its performance to maximize the parameters. From the results of the testing by measuring a method of support machine vector using RMSE, known that the variable A produce of RMSE obtained 4,695 and variable B , the value of RMSE is 4,620. By looking at the value of accuracy and RMSE which has been obtained , hence variable B (open, high, low, close and factory news) can increase prediction.

Abstrak – Emas merupakan salah satu bentuk aset yang penting. Banyak analisis tentang investasi menyatakan bahwa investasi yang memiliki resiko kecil adalah emas. Tinggi rendahnya harga emas dipengaruhi oleh banyak faktor seperti kondisi perekonomian, laju inflasi, penawaran dan permintaan serta masih banyak lagi. Karena itu perlu prediksi harga emas sehingga bermanfaat bagi investor untuk dapat melihat bagaimana prospek investasi di masa datang. Dalam penelitian ini akan 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 di tingkatkan kinerjanya dengan memaksimalkan paramter. Dari hasil pengujian dengan mengukur metode *Support Vector Machine* menggunakan RMSE, diketahui bahwa variabel A menghasilkan nilai RMSE 4,695 dan variabel B nilai RMSE adalah 4,620. Dengan hasil tersebut RMSE yang telah didapat, maka variabel B (open, high, low, close dan *factory news*) dapat meningkatkan hasil prediksi.

Kata Kunci: *Support vector machine*, Harga emas, Prediksi

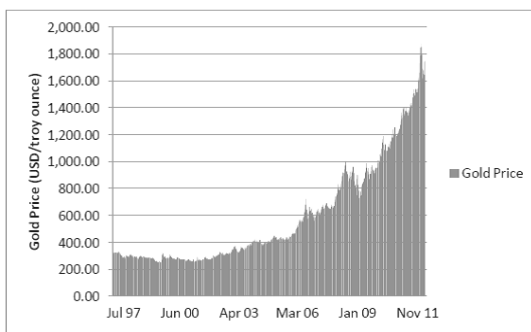
PENDAHULUAN

Investasi merupakan suatu bentuk penundaan konsumsi dari masa sekarang untuk masa yang akan datang, yang didalamnya terkandung risiko ketidakpastian.

Untuk itu dibutuhkan suatu kompensasi atas penundaan tersebut yang dikenal dengan istilah keuntungan dari investasi atau *gain*[1]. Emas menjadi salah satu investasi pilihan. Sebagai logam mulia, emas memiliki nilai

tersendiri. Bahkan, emas menjadi alat tukar resmi sebelum ditemukan uang. Investasi emas dapat dilakukan dengan berbagai bentuk. Misalnya, investasi emas batangan, investasi emas simpanan, reksa dana emas, saham pertambangan emas, emas berjangka, perhiasan, dan koin emas. Emas banyak dipilih oleh para investor karena nilainya yang cenderung stabil. Emas merupakan salah satu bentuk aset yang penting [2]. Harga dan produksi emas berbeda dengan kebanyakan komoditas lainnya. Pada krisis finansial tahun 2008, harga emas naik sebesar 6% meskipun harga mineral dan komoditas lain menurun sebesar 40% [3].

Ada manfaat yang signifikan dalam investasi emas yang membantu memenuhi tujuan investor. Misalnya ketika investor berinvestasi emas, mereka berinvestasi dalam 11able berwujud, bila dibandingkan dengan investasi di saham. Gambar 1 menunjukkan harga emas menunjukkan kenaikan selama 14 tahun terakhir. Dalam gambar tersebut juga menunjukkan bahwa tidak ada penurunan harga emas yang signifikan [4].



Gambar 1 Harga emas dari bulan Juli sampai November 2011

Banyak analisis tentang investasi menyatakan bahwa investasi yang memiliki resiko kecil adalah emas, seperti dikatakan oleh Harvey [5], Michis [6]. Di seluruh dunia ada perbedaan besar antara nilai mata uang (inflasi) diantaranya India, Indonesia,

Afrika Selatan, Brasil, Turki dan Rusia semua mengalami inflasi antara 6 dan 10 persen, sedangkan di China sekitar 3,2 persen, Amerika Serikat pada sekitar 1,6 persen dan Eropa sekitar 1,1 persen. Di banyak pasar 11able11 berkembang, di mana suku bunga di bawah tingkat inflasi, tidak ada alat untuk menabung yang terlindungi nilainya terhadap inflasi 11able11e11e itu Emas digunakan sebagai sarana untuk melakukannya [7].

Di Indonesia investasi emas Loco London merupakan salah satu komoditi dari PT Bursa Berjangka Jakarta (BBJ/JFX). Dalam penelitian yang dilakukan Panggabean [16] Trading Emas online adalah salah satu bisnis yang memberikan keuntungan tinggi tetapi memiliki risiko tinggi. Trading emas online merupakan pembelian kontrak emas online lewat broker yang emas fisiknya disimpan oleh Bullion Association di London. Ketika berinvestasi di bursa berjangka berupa emas, yang harus diperhatikan secara hati-hati adalah pergerakan harga emas di pasar fisik. Tinggi rendahnya harga emas dipengaruhi oleh banyak faktor seperti kondisi perekonomian, laju inflasi, penawaran dan permintaan serta masih banyak lagi. Dimungkinkan adanya perubahan faktor-faktor di atas menyebabkan harga dapat naik atau turun. Karena itu perlu prediksi harga emas sehingga bermanfaat bagi investor untuk dapat melihat bagaimana prospek investasi di masa datang. [8] Prediksi harga merupakan salah satu masalah penting, memprediksi harga bisa bervariasi tergantung pada waktu dan informasi dari masa lalu.

Metode prediksi sudah banyak di teliti, seperti penggunaan metode Support Vector Machine (SVM), Linier Regresi, Neural Network (NN) [9]. Algoritma Neural Network mempunyai potensi untuk menangani kompleksitas dan masalah

perhitungan secara otomatis yang lebih baik daripada teknik tradisional. Walaupun begitu menggunakan algoritma ini memiliki kelemahan seperti kurang mampu operasi dengan presisi tinggi, membutuhkan waktu yang lama untuk jumlah data besar [10].

[11] Support vector machines (SVM) di perkenalkan pertama kali oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai konsep unggulan dalam bidang pattern recognition, algoritma ini dapat memilih model otomatis dan tidak memiliki masalah overfittin. Penelitian lain dilakukan oleh Kyoung-jae [12] metode SVM sangat baik untuk prediksi karena metode ini dapat meminimalkan kesalahan klasifikasi dan penyimpangan data pada data training.

Berdasarkan atas penelitian diatas, peneliti akan memilih metode Support vector machines dalam prediksi harga emas. Dalam penelitian ini akan dilakukan penerapan algoritma *Support vector machines* (SVM) untuk mencari akurasi terbaik dengan membandingkan variable.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian Terkait

Penelitian tentang prediksi menggunakan metode *Support vector machines* (SVM) cukup banyak. Berikut ini beberapa penelitian terkait tentang prediksi menggunakan metode SVM yaitu sebagai berikut:

Penelitian dilakukan oleh Y.Radhika and M.Shashi tahun 2009 dalam memprediksi atmosfer dengan membandingkan penggunaan metode Multi layer perceptron (MLP) dan metode Support Vector Machine (SVM). Hasil dari penelitian tersebut menunjukan bahwa metode Support vector machines (SVM) lebih baik menghasilkan MSE antara 7,07 sampai 7,56 yang berdasarkan golongan [10].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Ding-Zhou Cao, Su-Lin Pang dan Yuan-Huai Bai dalam memprediksi exchange rate menggunakan dengan data sebanyak 517 data dan 4 atribut menggunakan metode Support vector machines (SVM). Hasil dari penelitian tersebut metode Support vector machines (SVM) menghasilkan nilai yang baik yaitu MSE sebesar 0,00300396 [11].

Penelitian lain yang dilakukan Kyoung-jae Kim memprediksi keuangan berdasarkan rentet waktu dengan membandingkan penggunaan metode Support vector machines (SVM) dan neural network (ANN). Penelitian ini membandingkan tiga metode yaitu SVM, back-propagation (BP) dan case-based reasoning (CBR). Hasilnya SVM lebih tinggi akurasi dalam memprediksi dibandingkan dengan BP sebesar 6.2309 % dan juga lebih lebih baik performanya di banding CBR sebesar 5 % [12].

Penelitian lain yang dilakukan Taufik Hidayatulloh mengenai komparasi penerapan metode support vector machine (SVM) dan multilayer perceptron (MLP) dalam prediksi indeks saham perbankan. Dari peramalan harga saham dengan input 6 lag, diperoleh hasil bahwa model dengan metode SVM lebih unggul dibandingkan peramalan dengan metode MLP. Hasil pengujian dengan data validasi menunjukkan nilai *Error* (RMSE) pada model dengan algoritma SVM lebih rendah dari model MLP dengan nilai 327,34 [8].

Landasan Teori

1. Investasi Trading Emas Online

Investasi Emas terdiri atas 3 jenis, yaitu : Investasi emas dalam bentuk fisik, investasi emas dalam bentuk perhiasan dan investasi emas dalam bentuk satuan trading. Trading emas online merupakan pembelian kontrak

emas online lewat broker yang emas fisiknya disimpan oleh Bullion Association di London. Investasi trading emas online bersifat lebih aktif dari investasi emas fisik.

Ciri-ciri investasi trading emas online yaitu :

- a. Menggunakan one price system (pada saat yang sama harga jual-harga beli)
- b. Satuan Harga dalam dollar Amerika (US \$)
- c. Satuan Bobot TO (Troy Ounce)
- d. Minimal transaksi 1 lot (100 TO) sama dengan 3, 1 kg

Broker adalah orang yang berfungsi sebagai perantara antara investor sebagai pelaku pasar dengan pasar komoditi. Broker meneruskan orderan (pesanan) ke clearing house untuk diperdagangkan di pasar komoditi. Sedangkan clearing house adalah lembaga yang merupakan salah satu sarana dalam future market yang berfungsi memperlancar terjadinya transaksi antara pelaku pasar di future market [13].

Berdasarkan dataset trading emas online dari PT. Rifan Financindo Berjangka terdapat 4 atribut yang terdiri dari *open*, *high*, *low* dan *factory news* sedangkan sebagai labelnya adalah *close*. Semua atribut tersebut selain label merupakan hal-hal yang mempengaruhi penutupan harga emas atau *close*.

a. Open

Merupakan transaksi pertama harga emas pada hari itu. Transaksi sendiri adalah proses jual beli yang terjadi, contoh pada 1 Januari 2015 harga ditransaksikan pertamakali 1674,95 TO/ US \$ jadi inilah yang disebut harga *open*. Harga *open* sendiri tidak

pasti sama dengan haraga *close* atau penutupan pada hari yang lalu.

b. High

Harga tertinggi emas yang dicapai pada hari itu. Ketika perdagangan masih berlangsung, haraga *high* adalah harga tertinggi pada saat itu.

c. Low

Harga terendah emas yang dicapai pada hari itu. Ketika perdagangan masih berlangsung, harga *low* adalah harga terendah pada saat itu.

d. Close

Close juga sering disebut *last* merupakan transaksi terakhir emas pada hari itu. Ketika perdagangan masih berlangsung, harga *close* adalah haraga terakhir pada saat itu.

e. Factory News

Faktor yang paling mempengaruhi dalam pergerakan harga emas *Loco Gold London* yaitu berita (*News*). Berita berita yang mempengaruhinya dibagi menjadi 3 jenis berita, yaitu berita yang berdampak tinggi (*high impact*), berita yang berdampak sedang (*medium impact*) dan berita yang dampaknya kecil (*Low impact*). Untuk mengetahui berita-berita apa saja yang sedang terjadi dapat kita lihat dari kalender ekonomi.

2. Mekanisme Perdagangan

Secara umum mekanisme perdagangan dibagi menjadi 2 (dua) bagian yaitu multilateral dan bilateral. Multilateral adalah suatu mekanisme transaksi (jual/beli) antara banyak pihak dengan tawar-menawar secara terbuka di bursa. Sedangkan bilateral adalah transaksi yang hanya dilakukan oleh satu pihak dengan satu pihak yang biasanya terjadi di luar bursa atau dikenal dengan *over-the-counter* (OTC).

Mekanisme multilateral diterapkan di dalam perdagangan berjangka bertujuan untuk proses pembentukan harga (*price discovery*), aktivitas lindung nilai (*hedging*), serta manfaat

ekonomi lainnya. Sementara mekanisme di luar bursa atau dikenal dengan istilah Sistem Perdagangan Alternatif (SPA) diselenggarakan hanya untuk tujuan spekulasi.

Rumus Perhitungan Profit

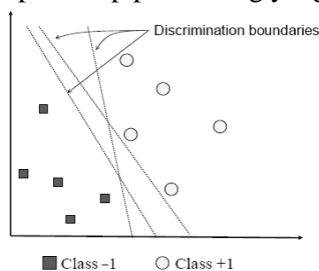
$$\text{Profit/Loss} = [(\text{Selisih jual-beli}) \times \text{Contract size} \times n \text{ Lot}] - [(\text{Commision Fee} + \text{VAT}) \times n \text{ Lot}]$$

Keterangan :

1. Selisih jual – beli adalah selisih poin yang diperoleh dari harga jual dikurangi harga beli.
2. Contract size (nilai kontrak) sebesar 100 Troyounce untuk emas Loco Gold London
3. N Lot, n adalah banyaknya Lot yang ditransaksikan
4. Commission Fee(biaya komisi) sebesar \$10 per lot per traansaksi.
5. VAT (Value Added Tax/ pajak pertambahan nilai) sebesar \$1
6. Apabila penyelesaian transaksi dilakukan lebih dari satu hari (*Overnight*) maka setiap lot transaksi akan dikenakan biaya inap (*Roll Over Fee/Storage*).

3. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dan pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di Annual Workshop on Computational Learning Theory. Konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane* (Duda & Hart tahun 1973, Cover tahun 1965, Vapnik 1964), kernel diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950, dan demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain.



Gambar 1 SVM berusaha menemukan *hyperplane* terbaik

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space. Gambar 2 memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : +1 dan -1. Pattern yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pattern pada class +1, disimbolkan dengan warna kuning(lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada gambar 2.

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in \mathcal{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$, yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan +1 dapat terpisah

secara sempurna oleh hyperplane berdimensi d , yang didefinisikan

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (1)$$

w = Bidang normal

b = Posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat

Pattern \vec{x}_i yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq 1 \quad (2)$$

Sedang \vec{x}_i yang termasuk class $+1$ (sampel positif)

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq 1 \quad (3)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu $1 / \|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal persamaan (4), dengan memperhatikan constraint persamaan (5).

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (4)$$

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall_i$$

Masalah ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1) \quad (6)$$

$$(i = 1, 2, \dots, l)$$

α_i adalah Lagrange multipliers, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan (6) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja α_i , sebagaimana persamaan (7) di bawah.

Maximize:

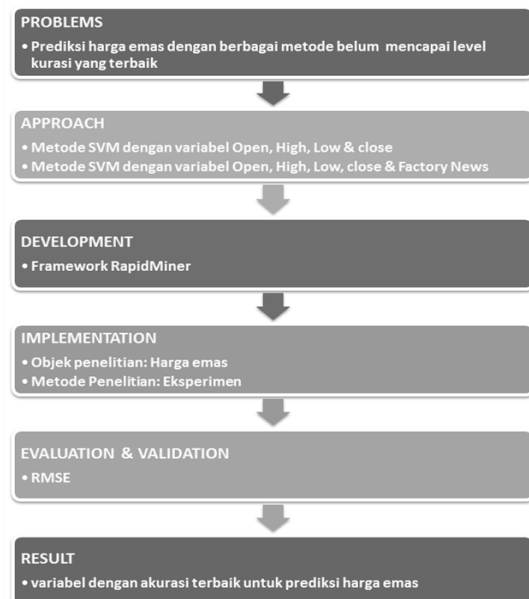
$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (7)$$

Subject to:

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (8)$$

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai support vector [15].

Kerangka Pemikiran



Gambar 2 Kerangka Pemikiran

METODE PENELITIAN

Pengumpulan Data

Pengumpulan data peneliti mengambil data dari PT. Rifan Financindo Berjangka yang bergerak di bidang Investasi Trading Emas. Dataset yang digunakan merupakan data rentet waktu atau *time series*. Dataset tersebut adalah penggabungan antara dataset yang didapat dari perusahaan pialang tersebut. Untuk atribut *factory news* yang didapat dari kalender ekonomi dan forex factory. Didapat sebanyak 450 data set dengan 4 atribut data dan 1 label. Data yang akan diolah yaitu mulai dari bulan Januari 2013 sampai dengan bulan September 2014. Data harga emas ini akan diolah menggunakan algoritma SVM dengan menambahkan parameter sehingga mendapatkan hasil yang terbaik dalam prediksi harga emas.

Pengolahan Data Awal

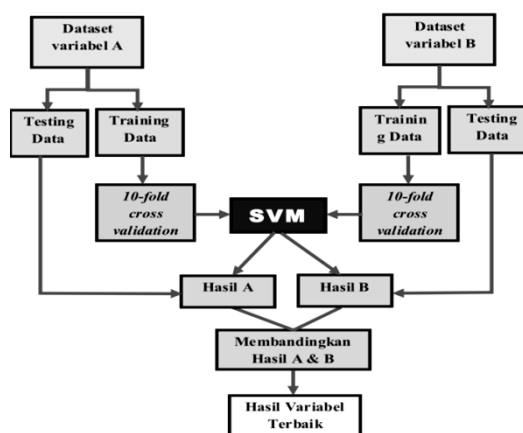
Data yang diperoleh dari PT. Rifan Financindo Berjangka akan di *preprocessing* terlebih dahulu supaya data berkualitas dengan cara manual.

Teknik dalam *preprocessing* [14] yaitu :

- Data cleaning* bekerja membersihkan nilai kosong, tidak konsisten atau tupel kosong (*missing value* dan *noisy*).
- Data integration* menyatukan tempat penyimpanan (arsip) yang berbeda dalam satu arsip.
- Data reduction* jumlah atribut yang digunakan untuk data training terlalu besar sehingga ada beberapa atribut yang tidak diperlukan dihapus.

Metode yang Diusulkan

Metode yang diusulkan pada penelitian ini yaitu menggunakan algoritma *support vector machine* terlihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 2 Metode yang diusulkan

Pada gambar 7 dapat dijelaskan bahwa dataset variabel A merupakan dataset yang terdiri dari atribut *open*, *high*, dan *low* dengan label *close*, sedangkan dataset variabel B dataset yang terdiri dari atribut *open*, *high*, *low* dan *factory news* dengan label *close*. Kedua dataset dengan variabel beda tersebut di proses dengan model algoritma *Support Vector Machine* dengan *10-foldcross validation* sehingga didapat 2 hasil, proses selanjutnya memabandingkan dua hasil tersebut mana yang terbaik.

Eksperimen dan Pengujian Metode

Pada tahap ini dilakukan eksperimen dan pengujian model yaitu menghitung dan mendapatkan *rule-rule* pada model algoritma yang diusulkan dengan menggunakan contoh kasus. Pada tahap ini digunakan parameter algoritma *Support Vector Machine* yang dapat menambah akurasi hasil. Parameter yang di gunakan adalah C (*cost*) dan Kernel. Pada proses selanjutnya mencari nilai yang terbaik dari parameter tersebut. Tahap berikutnya membandingkan variabel mana yang nilai tertinggi untuk mendapatkan hasil prediksi terbaik.

Evaluasi dan Validasi Hasil

Evaluasi dan validasi hasil yang dimaksud dalam penelitian ini adalah proses

menghitung nilai akurasi dalam Root Mean Square Error pada data untuk proses training dan data untuk proses testing dengan menggunakan dataset emas yang membandingkan antara variabel *open*, *high* dan *low* dengan menambahkan variabel *factory news* menggunakan SVM sehingga hasil akhir dapat dipilih akurasi paling tinggi.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan algoritma *support vector machine* untuk mencari tingkat akurasi tertinggi dengan membandingkan variabel *open*, *high* dan *low* dengan menambahkan variabel *factory news* untuk prediksi penutupan harga emas. Diharapkan dengan penelitian ini penambahan variabel *factory news* dapat meningkatkan akurasi dalam memprediksi harga emas.

Pembahasan

Awal pengolahan data dibagi menjadi dua untuk *pengujian* yaitu dataset dengan Variabel A (*open*, *high*, *low*, *close*) dan Variabel B (*open*, *high*, *low*, *close*, *factory news*), setiap variabel ini di bagi lagi untuk data testing dan data training. Pengolahan data pada penelitian ini menggunakan Algoritma SVM dengan menggunakan penghitungan data sebagai berikut : Penghitungan data menggunakan tools rapidminer, yang terlebih dahulu menentukan data inputan sebagai data training dan data testing dalam memproses data tersebut. Penelitian ini menggunakan 10% dari dataset yaitu sebanyak 45 data untuk pengujian atau testing. Untuk data sisanya sebanyak 90% atau 405 data akan digunakan untuk membangun model.

Pada pengujian pertama peneliti menguji dataset variabel A dan Variabel B

dengan parameter kernel type dot. Berikut ini pengujian parameter tersebut:

Tabel 1 Pengujian variabel dengan *kernel type dot*

Variabel A		Variabel B	
C (cost)	RMSE	C (cost)	RMSE
0.1	28.248 +/- 0.000	0.1	15.868 +/- 0.000
0.2	6.372 +/- 0.000	0.2	6.386 +/- 0.000
0.3	5.346 +/- 0.000	0.3	5.406 +/- 0.000
0.4	5.138 +/- 0.000	0.4	5.183 +/- 0.000
0.5	5.008 +/- 0.000	0.5	4.930 +/- 0.000
0.6	4.910 +/- 0.000	0.6	4.867 +/- 0.000
0.7	4.866 +/- 0.000	0.7	4.807 +/- 0.000
0.8	4.834 +/- 0.000	0.8	4.681 +/- 0.000
0.9	4.733 +/- 0.000	0.9	4.651 +/- 0.000
1	4.695 +/- 0.000	1.0	4.620 +/- 0.000

Tabel 1 menunjukkan pengujian dengan parameter *kernel type dot* dan nilai C (*cost*) dari 0,1 sampai dengan 1,0. Pengujian ini menghasilkan nilai *root mean squared error* (RMSE) terbaik sebesar 4,620 dengan nilai C (*cost*) 1,0 untuk variabel B.

Analisis Evaluasi dan Validasi Model

Dari hasil pengujian diatas, evaluasi menggunakan RMSE maupun Akurasi prediksi terbukti bahwa hasil pengujian untuk dataset dengan variabel A (*open*, *high*, *low* dan *close*) sebesar RMSE 4,695 untuk dataset dengan variabel B (*open*, *high*, *low*, *close* dan *factory news*) dengan RMSE 4,620.

Tabel 22 Pengujian variabel A dan variabel B

	RMSE
Variabel A	4,695
Variabel B	4,620
Selisih	0,075

SIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Setelah Penelitian yang dilakukan dengan jumlah input data harga emas menunjukkan bahwa penggunaan algoritma support vector machine dengan pemaksimalan nilai parameter untuk prediksi penutupan harga emas dapat menghasilkan nilai yang cukup baik. Dari pengujian data testing sebanyak 10%, menunjukan dataset dengan variabel *open*, *high*, *low* dan *close* menggunakan algoritma SVM dengan memaksimalkan parameter kernel type dan C (*cost*) menghasilkan RMSE sebesar 4,695, dataset dengan variabel *open*, *high*, *low*, *close* dan *factory news* menggunakan algoritma SVM dengan memaksimalkan parameter *kernel type* dan C (*cost*) menghasilkan RMSE sebesar 4,620. Sehingga dapat disimpulkan dari 2 dataset yang berbeda variabel ini dataset dengan penambahan variabel *factory news* memiliki nilai RMSE lebih baik.

Dengan demikian dari hasil pengujian model diatas dapat disimpulkan bahwa variabel B (*open*, *high*, *low*, *close* dan *factory news*) lebih akurat dan memiliki nilai RMSE terendah.

Saran

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dan hasil kesimpulan yang diberikan maka ada saran atau usul yang di berikan antara lain:

1. Dalam Penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma *support vector machine*. Mencoba algoritma lain yang menghasilkan tingkat akurasi tinggi.
2. Hasil penelitian ini diharapkan bisa digunakan sebagai acuan pada *tradinggoldonline* dan meningkatkan akurasi dalam prediksi penutupan harga emas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Gunawan, A. I., Gusti, N., Wirawati, P., & Gold, B. (2013). Perbandingan berinvestasi antara logam mulia emas dengan saham perusahaan pertambangan emas. *Universitas Stuttgart*, 2, 406-420.
- [2] Anh Le&Haoxiang Zhu, " Risk Premia in Gold Lease Rates," UNC Kenan-Flagler Research Paper No. 2013-16 , October 21, 2013.
- [3] Shahriar Shafiee & Erkan Topal, "An overview of global gold market and gold price forecasting," *Resources Policy* 35 (2010) 178–189, 2010 Elsevier.
- [4] Mulyadi, M. S., & Anwar, Y. (2012). Gold versus stock investment : An econometric analysis. *International Journal*, 1(1), 1-7.
- [5] Harvey, C. R. (2013). The Truth about Gold : Why It Should (or Should Not) Be Part of Your Asset Allocation Strategy. *International Business*, (March), 9-17.
- [6] Michis, A. (2014). Investing in Gold : Individual Asset Risk in the Long Run Working Paper 2014-02. *Reproduction*, (June).
- [7] Summary, E. (2014). ScotiaMocatta Precious Metals 2014 Forecast. *Forecast*.
- [8] Hidayatulloh, T. (2014). Kajian Komparasi Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dan Multilayer Perceptron (MLP) Dalam Prediksi Indeks Saham Sektor Perbankan : Studi Kasus Saham LQ45 IDX Bank BCA. Prosiding SNIT.
- [9] Oded Maimon and Lior Rokach, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook; Second Edition*. New York : Springer , 2010.

- [10] Radhika, Y., & Shashi, M. (2009). Atmospheric Temperature Prediction using Support Vector Machines. *International Journal*, 1(1), 55-58. doi: 10.7763/IJCTE.2009.V1.9.
- [11] Cao, D., Pang, S., & Bai, Y. (2005). Forecasting exchange rate using support vector machines. *Machine Learning*, 18-21.
- [12] Kim, K. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55, 307–319. doi:10.1016/S0925-2312(03)00372-2
- [13] Panggabean, V., Nababan, E., & Bu, F. (2013). Analisis Fundamental Dan Analisis Teknikal Pada Investasi Trading Emas Online Dengan Value At Risk, 1(4), 369-382.
- [14] Han and Kamber, *Data Mining Concepts and technique*. San Francisco: Diane Cerra, 2006.
- [15] Bodie, Z, Kane, A., & Marcus, A.J. (2009). *Investments*. Eight Edition. New York: Mc. Graw Hill
- [16] Panggabean, V., Nababan, E., & Bu, F. (2013). Analisis Fundamental Dan Analisis Teknikal Pada Investasi Trading Emas Online Dengan Value At Risk, Vol. 1 No. 4, 369-382. Sainitia Matematika.