

Forecasting Pergerakan Harga Volatility Index dengan Menggunakan Metode Fuzzy Tsukamoto dan Evaluasi Dstat Metric

Wahyu Cahyo Utomo¹, Muh Aris Saputra²

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹wahyu.utomo@unpkdr.ac.id, ²aris.saputra@unpkdr.ac.id

Diterima Redaksi: 06 Februari 2023 Revisi Akhir: 01 Maret 2023 Diterbitkan Online: 02 Maret 2023

Abstrak – Volatility index merupakan salah satu asset yang diperdagangkan dalam kegiatan trading. Didalam aktifitas ini ada dua kemungkinan yang dapat dilakukan oleh trader, yaitu aksi buy dan dan sell. Hal ini merupakan masalah utama didalam forecasting pada dunia finance. Dengan adanya dua peluang tersebut maka diperlukan sebuah analisa untuk memperkirakan arah pergerakan harga dengan benar. Selain itu dalam trading faktor subjektifitas melihat pergerakan harga sangat tinggi. Dalam artian setiap individu trader memiliki asumsi tersendiri. sehingga dibutuhkan sebuah sistem analisa yang bersifat non subjektif. Berdasarkan tantangan tersebut maka penelitian ini akan berfokus untuk melakukan forecasting dengan pendekatan non subjectif dengan logika fuzzy atau lebih tepatnya adalah Fuzzy Tsukamoto dan Dstat metric sebagai evaluasi tingkat kebenaran arah prediksi. Sehingga point utama penelitian ini adalah menggunakan pendekatan Fuzzy dalam melakukan forecasting untuk mendapatkan Standart Dstat yang memenuhi kualifikasi industry. Dari hasil yang telah diujikan didalam penelitian, Metode Fuzzy Tsukamoto dengan melakukan pembacaan indikator Relative Strength Index dan Stochastic Oscillators mendapatkan nilai evaluasi yang memenuhi standart industry Trading sebesar 66,32%. Nilai ini sudah melebihi batas minimal sebesar 60% dan dapat diimplementasikan dalam dunia industry.

Kata Kunci — Fuzzy Tsukamoto, Fuzzy Logic, Forecasting, Dstat Metric

Abstract – The volatility index is one of the assets sold in trading activities. In this activity there are two possibilities that can be carried out by traders, namely buying and selling. This is a major problem in forecasting in the world of finance. With these two opportunities, an analysis is needed to develop the direction of price movement correctly. Apart from that, in the subjectivity factor of trading, price movements are seen to be very high. In the sense that each individual trader has its own assumptions. so we need a non-subjective analysis system. Based on these challenges, this research will focus on forecasting using a non-subjective approach with fuzzy logic or more precisely Fuzzy Tsukamoto and Dstat metric as an evaluation of the correctness of prediction directions. So that the main point of this research is to use the Fuzzy approach in forecasting to get Dstat Standards that meet industry qualifications. From the results that have been tested in the study, the Fuzzy Tsukamoto Method by reading the Relative Strength Index and Stochastic Oscillators indicators obtains an evaluation value that meets trading industry standards of 66.32%. This value has exceeded the minimum limit of 60% and can be implemented in the world industry.

Keywords — Fuzzy Tsukamoto, Fuzzy Logic, Forecasting, Dstat Metric

1. PENDAHULUAN

Trading merupakan suatu kegiatan yang memiliki faktor resiko yang cukup besar. Maka dibutuhkan analisa yang tepat untuk membantu dalam *decission* aksi pasar. Secara garis besar analisa dibagi menjadi 2 bagian yaitu analisa secara *fundamental* berbasis isu dan keputusan ekonomi serta secara teknikal [1]. Secara perkembangan metode teknikal berkembang sangat pesat. Hal ini dikarenakan metode teknikal berhubungan dengan data *historical* untuk melakukan prediksi data yang akan terjadi dimasa depan [1][2]. Selain itu Bidang keilmuan yang berhubungan erat dengan kasus ini cukup banyak meliputi matematika, ekonomi dan ilmu komputer dan lainnya. Salah satu pendekatan yang populer dalam bidang ilmu komputer adalah pendekatan Kecerdasan Buatan karena metode yang ada didalamnya berhubungan dengan data yang dipolakan dan memiliki banyak metode yang bisa diimplementasikan.

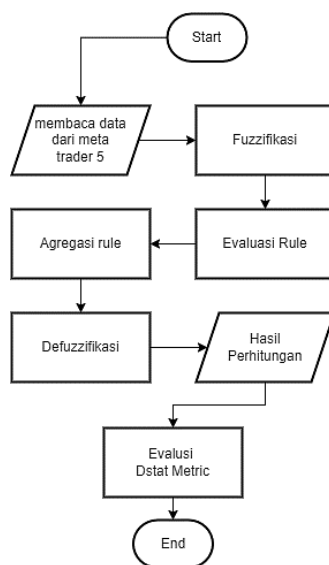
Secara konsep teori, didalam kecerdasan buatan terdapat logika *crisp* dan *fuzzy* yang dapat digunakan untuk mengolah data *historical* [3]. Hal ini juga mendasari beberapa penelitian untuk melakukan *forecasting* didalam dunia *finance*. Metode yang berhubungan dengan logika *crisp* telah berhasil diimplementasikan. Diantaranya adalah metode *Linear Regression* [4] dan metode *svm* [5]. Didalam metode *crisp* perhitungan bersifat tegas dan menganggap bahwa setiap pelaku pasar memiliki asumsi yang sama untuk melakukan *trading*. Sehingga memiliki hipotesa bahwa dari data yang ada memiliki sebuah pola yang dapat disimpulkan dengan logika *crisp*. Sedangkan logika *fuzzy* digunakan untuk mengatasi pendapat kedua yaitu dalam mengatasi permasalahan perbedaan asumsi dalam melihat pergerakan pasar [6]. Setiap individu memiliki sudut pandang yang berbeda tergantung dari *style trading* yang digunakan. Sehingga terdapat ketidaktegasan keputusan dalam setiap *trader*, contohnya dalam satu moment terdapat *trader* yang melakukan aksi *buy* dan terdapat juga yang melakukan aksi *sell*. Beberapa penelitian sudah ada yang mencoba menyelesaikan permasalahan tersebut dengan menggunakan pendekatan *fuzzy*, seperti penelitian yang dilakukan oleh Hernandez dkk [6]. Selain itu terdapat beberapa penelitian serupa yang berhubungan dengan metode *fuzzy* [7][8][9].

Dalam hal pengujian kasus *forecasting economic* dapat dilakukan menggunakan beberapa *metric* pengujian. Diantaranya adalah RMSE, MSE dan Mape. Metric tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan harga asli dengan harga prediksi [10]. Sedangkan dalam trading selain faktor kedekatan nilai, yang terpenting adalah kebenaran arah model prediksi. Metric yang digunakan untuk mengukur arah adalah Dstat atau Directional Statistic. Beberapa penelitian [10][11][12] telah menggunakan metric ini untuk mengukur arah model prediksi. Jika model menghasilkan prediksi arah keatas maka trader dapat mengambil aksi *buy* sedangkan arah kebawah maka berlaku aksi kebalikannya. Dalam forecasting mata uang maupun sejenis nilai Dstat ini berupa nilai persen antara 0 sampai dengan 100. Nilai Dstat semakin besar mendekati 100 maka model semakin bagus [10]. Pengujian ini merupakan fokus utama dalam penelitian ini. Penggunaan pendekatan fuzzy diharapkan dapat digunakan dan diimplementasikan dalam industry. Syarat untuk bisa diimplementasikan adalah memperoleh Dstat diatas 60% [13].

Berdasarkan uraian diatas maka penelitian ini akan menggunakan pendekatan kedua yaitu logika *fuzzy*. Metode yang digunakan dalam penelitian adalah *Fuzzy Tsukamoto*. Sistem *inference* ini akan membaca indikator bawaan dari aplikasi meta trader 5 yaitu *Relative Strength Index* dan *Stochastic Oscillators*. Kedua indikator ini dipakai dalam penelitian [14][15][16][17]. Untuk nilai periode yang digunakan dalam indikator *Relative Strength Index* sebesar 14 [14][17]. Sedangkan untuk periode *Stochastic Oscillators* adalah default (14,3,3) [15]. Beberapa penelitian tersebut memiliki perbedaan dengan penelitian ini, yaitu penggunaan logika *fuzzy* yang akan digunakan. Selain itu dari segi evaluasi penelitian ini akan menggunakan Dstat (*Directional Statistic*). Diharapkan model yang dibangun memiliki arah prediksi yang bagus sehingga membantu trader melakukan *decision* sebelum memasuki pasar *trading*.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah *Fuzzy Tsukamoto*. Metode ini memiliki keunikan dalam menghandle data atau prespektif yang bersifat samar dalam artian tidak jelas. Berikut adalah tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Dalam gambar 1 dijelaskan proses yang dilalui oleh penelitian ini. Pertama adalah memperoleh data untuk dari aplikasi meta trader 5. Data diambil dengan cara melakukan export melalui fasilitas meta trader kedalam bentuk excel (xls format). Data yang didapat berupa data *time frame* harian atau daily. Struktur data yang didapatkan berupa variabel open, high, low dan close. Data ini harus dirubah dulu kedalam bentuk indikator RSI dan Stochastic dengan menggunakan beberapa library Technical Analisis (TA) didalam bahasa pemrograman python. Setelah itu proses dilanjutkan dengan fuzzifikasi. Dalam tahapan ini proses yang dilakukan adalah menentukan himpunan, penentuan semesta beserta domain dan kurva fungsi keanggotaan. Langkah berikutnya adalah melakukan proses inference rule dengan menggunakan tsukamoto inference dan proses agregasi. Pada tahap terakhir peneliti melakukan proses defuzzifikasi yaitu merubah nilai fuzzy kedalam bentuk semula atau crisp.

Setelah memperoleh output nilai dari fuzzy tsukamoto. Hasil ini akan diuji kedalam bentuk Dstat metric. Data output akan dibandingkan dengan nilai asli dari data *extract* yaitu data close atau penutupan pasar setiap harinya. Semua proses implementasi maupun evaluasi dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman python (Jupyter notebook).

2.1. Data preprocessing dan pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data volatility index dengan kode asset “Volatility 75 (1s) Index”. Data ini diambil dari meta trader versi 5 broker Deriv. Data yang disediakan oleh broker ini bersifat terbuka dan bisa diextract secara bebas. Berikut adalah sample data yang didapatkan :

Tabel 1. Sample data ekstraksi

Open	High	Low	Close
6305.57	6307.59	6205.88	6226.79
6227.46	6251.98	6202.12	6242.06
6242.75	6273.88	6212.21	6271.06
6270.70	6295.57	6142.22	6148.54
6149.46	6151.24	6090.53	6125.33

Sebelum data diolah kedalam fuzzy tsukamoto, data harus dilakukan pre-processing. Data dilakukan proses *diferencing* dengan menggunakan pandas. Tujuan dari perubahan ini adalah untuk mengetahui *range* perubahan harga yang terjadi setiap harinya. Selain itu pada tahapan ini dilakukan generate indikator *RSI* dan *Stochastic Oscillators* dengan menggunakan TA-lib. Lebih jelasnya data ditampilkan pada tabel 2.

Tabel 2. *Diferencing* data ekstraksi

Close	RSI	Stoch
-268.91	-10.481.567	-2.391.447
106.89	-5.584.615	1.664.094
-281.79	-9.376.314	-2.586.310
-301.31	-9.429.352	-2.570.165
13.53	-11.407.170	0.238577

Data yang semula terdiri dari *Open, High, Low dan Close* berubah menjadi Close, *RSI* dan *Stoch*. Selain itu data yang sudah dilakukan proses *diferencing* akan jelas terlihat perubahan yang terjadi. Jika nilai *close negative* maka pasar bergerak turun sebesar nilai seperti pada tabel. Sedangkan jika nilai *close positive* maka pasar bergerak naik sebesar nilai yang ada pada tabel 2. Data ini akan digunakan sebagai target variabel *fuzzy tsukamoto* dengan dua buah himpunan yaitu naik dan turun. Sedangkan untuk variabel input yaitu menggunakan *RSI* dan *Stoch*.

2.2. Fuzzy Tsukamoto

Fuzzy Tsukamoto merupakan salah satu sistem inference yang ada didalam logika fuzzy [18]. Nilai yang bersifat *numeric crisp* akan dirubah kedalam bentuk nilai keanggotaan fuzzy. Namun sebelumnya harus dilakukan proses penentuan himpunan, semesta dan domain masing-masing nilai variabel. metode ini berhubungan dengan sifat dasar keputusan yaitu sebab akibat atau bisa juga keterkaitan antara varibel data input dan variabel data output [19]. Pendefinisian rumus rule sebagai berikut [18] :

$$IF x \text{ is } A \text{ Then } y \text{ is } B \dots\dots\dots(1)$$

Secara garis besar logika fuzzy merupakan pengolahan pengetahuan berbasis rule seperti yang dijabaran pada rumus 1. Dalam hal ini terlihat dan dapat dianalisa bahwa terjadi hubungan antara input dan output. Data yang sudah diproses didalam inference akan dirubah kembali kedalam bentuk non fuzzy atau bisanya disebut dengan defuzzifikasi. Berikut adalah salah satu bentuk rumus defuzzifikasi [20] :

$$Z = \frac{\sum(a_{p_i} * Z_i)}{\sum a_{p_i}} \dots\dots\dots(2)$$

Dimana a_p adalah alpha predikat (nilai minimal derajat keanggotaan masing-masing rule), Z adalah nilai crisp masing-masing rule dan i adalah jumlah aturan fuzzy yang telah didefinisikan.

2.3. Dstat Metric

Dstat merupakan salah satu metric yang digunakan untuk mengukur performa forecasting terutama dalam bidang finansial forecasting. Metric ini mengukur arah prediksi bukan nilai kedekatan nilai. Karena hal ini metric ini banyak digunakan dalam bidang finansial karena keputusan arah market sangat penting. Berikut adalah rumus dari metric Dstat [10][12] :

$$Dstat = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_t * 100$$

Dimana :

$$a_t = \begin{cases} 1, & \text{if } (y_{t+1} - y_t) * (\hat{y}_{t+1} - \hat{y}) \geq 0 \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots(3)$$

Metric ini memiliki nilai berupa presentase antara 0 sampai dengan 100. Jika model menghasilkan mendekati 100 atau dalam artian semakin besar nilai maka model semakin bagus. Namun terdapat juga pendapat yang mengatakan jika model menghasilkan nilai lebih dari 50% maka model tersebut dianggap optimal dan tidak perlu dirubah komponen atau parameter yang ada didalamnya [11].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini *fuzzy tsukamoto* digunakan untuk menentukan besaran pergerakan harga pasar. Didalam *fuzzy* dikenal teori himpunan. Maka dalam kasus ini himpunan target yaitu naik sebagai prediksi aksi *buy* dan himpunan turun sebagai prediksi aksi *sell*. Selain itu dalam penelitian ini sistem yang dibangun menggunakan dua buah input variabel yaitu indikator *RSI* dan *Stochastic Oscillators*. Berikut adalah detail variabel yang digunakan dalam model yang dibangun.

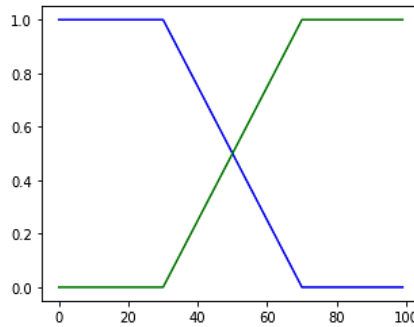
Tabel 3. Detail variabel

Type Variabel	Nama Variabel	Semesta	Domain
Input	<i>Relative Strength Index</i>	0 – 110	0-100
Input	<i>Stochastic Oscillators</i>	0 – 110	0-100
Target	<i>Pips Range</i>	0 - ∞	0-400

Variabel merupakan bagian dari model yang cukup penting. Begitu juga saat implementasi *fuzzy tsukamoto*, pertimbangan pemilihan variabel juga harus dilakukan. Berdasarkan penelitian sebelumnya, indikator adalah pilihan terbaik yang digunakan sebagai input. Indikator sendiri merupakan salah satu bagian yang sering dibaca oleh trader sebagai acuan aksi. Namun kemampuan dan *style trading* akan mempengaruhi sudut pandang. Dalam salah satu kasus trader A menganggap bahwa pasar akan turun sehingga melakukan aksi *sell*. Tetapi trader B berpendapat juga bahwa pasar akan naik ketika melihat indikator yang ada. Karena adanya perbedaan cara membaca indikator maka dibuatkan sistem yang dapat mengatasi ke-fuzzy-an tersebut. Variabel yang digunakan adalah *RSI* dan *Stochastic Oscillators*. Kedua indikator ini memiliki batasan nilai 0 sampai 100. Sedangkan untuk target pada tabel 3 diberi nama *pips range*. Maksudnya adalah besaran pergerakan *pips* yang diprediksi oleh model kedepannya. Penentuan range ini memiliki tantangan tersendiri karena jika model salah prediksi arah atau *direction*. Maka kemungkinan para trader yang menggunakan analisa ini akan mengalami kerugian. Setelah melakukan pendefinisian domain dan semesta, maka dilanjutkan dengan pembentukan fungsi keanggotaan *fuzzy*.

3.1. Fungsi Keanggotaan Variabel *Relative Strength Index*

Relative Strength Index atau biasa disebut dengan *RSI* adalah salah satu dari sekian banyak indikator yang digunakan dalam trading baik saham maupun asset lain. Metode ini memiliki cara pembacaan berdasarkan batasan angka. Namun sebelumnya harus mengenal dulu istilah *OS* atau *over sold* dan *OB* atau *over bought* [14][17]. Kedua istilah ini berhubungan erat dengan cara pembacaan indikator. Dalam beberapa literatur [14][17] dikatakan *OS* atau jenuh jual apabila nilai berapa dibawah 30. Sedangkan *OB* atau jenuh beli nilainya berada diatas 70. Berikut adalah grafik pendefinisian fungsi keanggotaan.



Gambar 2. Fungsi Keanggotaan *Relative Strength Index*

Pada gambar 2 telah dijabarkan terdapat dua buah fungsi keanggotaan. Yaitu fungsi keanggotaan linear naik (garis berwarna hijau) sebagai representasi himpunan *over bought*. Fungsi ini merepresentasikan bahwa jika nilai berada diantara 30 sampai dengan 70 maka derajat keanggotaannya bernilai antara 0 sampai dengan 1. Sedangkan fungsi keanggotaan linear turun adalah representasi himpunan fuzzy *over sold*. Himpunan ini akan bernilai 0 sampai dengan 1 jika nilai indikator berada pada nilai 30 sampai dengan 70. Perbedaan dari kedua himpunan ini adalah ketika nilai dibawah 30 maka OS memiliki derajat keanggotaan di 1. Tetapi jika nilai indikator berada di atas 70 maka OS bernilai 0 sedangkan OB bernilai 1. Berikut adalah penjabaran *equation* yang lebih jelas.

Fungsi keanggotaan Linear Naik (OB) :

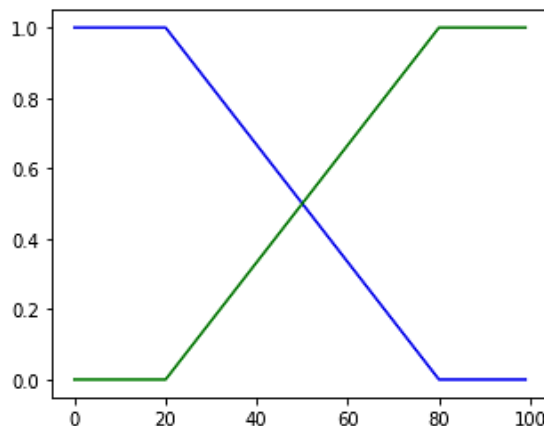
$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq 30 \\ \frac{x-30}{70-30}, & 30 \leq x \leq 70 \dots\dots\dots(4) \\ 1, & x \geq 70 \end{cases}$$

Fungsi keanggotaan Linear Turun (OS) :

$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \geq 70 \\ \frac{70-x}{70-30}, & 30 \leq x \leq 70 \dots\dots\dots(5) \\ 1, & x \leq 30 \end{cases}$$

3.2. Fungsi Keanggotaan Variabel *Stochastic Oscillators*

Indikator *Stochastic Oscillators* memiliki cara pembacaan yang hampir sama dengan indikator RSI. Tetapi batas *threshold* OB dan OS berbeda. Pada indikator ini dikatakan OB jika berada pada level nilai dibawah 20. Sedangkan OS jika berapada pada lebel diatas 80 [15]. Berikut adalah bentuk grafik fungsi keanggotaan variabel *Stochastic Oscillators*.



Gambar 3. Fungsi Keanggotaan *Stochastic Oscillators*

Jika dibandingkan dengan gambar 2 dan 3, hasil pembentukan grafik memiliki perbedaan hanya dalam hal batasan. Bentuk fungsi sama yaitu linear naik (garis berwarna hijau) dan linear turun (garis berwarna biru). Berikut adalah formula untuk pendefinisian derajat keanggotaan nilai indikator *Stochastic Oscillators*.

Fungsi keanggotaan Linear Naik (OB) :

$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq 20 \\ \frac{x-20}{80-20}, & 20 \leq x \leq 80 \\ 1, & x \geq 80 \end{cases} \dots\dots\dots(6)$$

Fungsi keanggotaan Linear Turun (OS) :

$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \geq 80 \\ \frac{80-x}{80-20}, & 20 \leq x \leq 80 \\ 1, & x \leq 20 \end{cases} \dots\dots\dots(7)$$

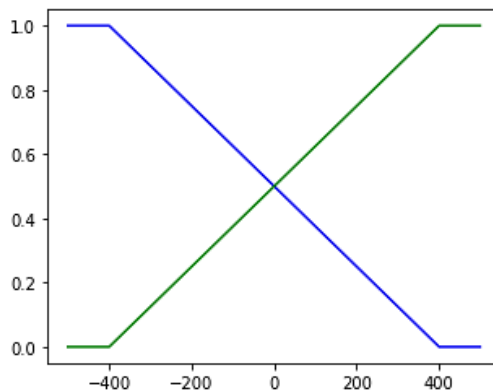
3.3. Fungsi Keanggotaan Target

Dalam penelitian ini variabel yang dijadikan target adalah range perubahan harga close dari harga penutupan sebelumnya terhadap harga penutupan berikutnya. Sebagai *threshold* batasan atas dan bawah digunakan data statistik 25% Skewness.

	close	RSI	Stoch
count	976.000000	962.000000	964.000000
mean	-200.025123	41.564629	44.732721
std	1826.272105	28.641404	13.241259
min	-14505.350000	0.887227	17.272420
25%	-396.442500	15.174305	35.946129
50%	-45.145000	36.660434	43.368921
75%	295.367500	66.847630	53.164903
max	10833.070000	95.958328	81.858153

Gambar 3. Statistik detail data *close*

Pada gambar 3 nilai 25% adalah -396 , maka batas bawah variabel *close* dibulatkan menjadi -400. Sedangkan batas atas sebesar 400. Setelah itu variabel *close* didefinisikan fungsi keanggotaanya kedalam dua himpunan. Yaitu himpunan naik dan himpunan turun.



Gambar 3. Fungsi Keanggotaan Target

Seperti yang sudah dijabarkan pada paragraf sebelumnya. Himpunan naik dalam gambar 3 direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan naik. Jika nilai pergerakan nantinya diatas 400 point maka nilai fuzzynya adalah 1. Berbeda dengan himpunan turun, pada gambar 3 didefinisikan dengan bentuk kurva linear turun. Hal ini berbeda dengan himpunan naik, bernilai 1 jika terjadi penurunan sebesar 400 point lebih. Lebih spesifik derajat keanggotaan fuzzy didefinisikan kedalam bentuk persamaan berikut.

Fungsi keanggotaan Linear Naik (OB) :

$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \leq -400 \\ \frac{x-(-400)}{80-(-400)}, & -400 \leq x \leq 400 \\ 1, & x \geq 400 \end{cases} \dots\dots\dots(8)$$

Fungsi keanggotaan Linear Turun (OS) :

$$\mu(x, a, b) = \begin{cases} 0, & x \geq 400 \\ \frac{400-x}{400-(-400)}, & -400 \leq x \leq 400 \\ 1, & x \leq -400 \end{cases} \dots\dots\dots(9)$$

3.4. Fuzzy Tsukamoto inference

Sebelum melakukan proses inference menggunakan metode tsukamoto. Dilakukan proses evaluasi dan pendefinisian rule. Berikut adalah tabel rule yang digunakan didalam model.

Tabel 3. Rule Fuzzy Inference

No	Relative Strength Index		Stochastic Oscillators		Aksi
	OB	OS	OB	OS	
R1	v				Turun
R2			v		Turun
R3		v			Naik
R4				v	Naik
R5	v		v		Turun
R6		v		V	Naik

Rule yang sudah disebutkan diatas dimasukan kedalam model inference dan dilakukan proses agregasi. Sesuai dengan metode yang digunakan, maka inference ini mempertimbangkan minimal value dari derajat keanggotaan setiap input. Contohnya adalah penggunaan rule 5. Jika dijabarkan secara bahasa “IF RSI == OB and STOCH == OB then Aksi=Turun”. Dalam rule tersebut terdapat logic “and” sehingga penggunaan operator agregasi statement tersebut adalah min. berikut adalah hasil output implementasi didalam bahasa pemrograman python.

Tabel 4. Hasil Prediksi Sistem

Close	RSI	Stoch	Pred
-268.91	43.685015	35.972738	152.597709
106.89	38.100399	37.636832	195.085126
-281.79	28.724085	35.050522	272.320949
-301.31	19.294733	32.480358	293.195921
24.23	10.496259	32.906419	289.706946

3.5. Evaluasi Dstat Metric

Metric ini menguji arah kebenaran prediksi baik prediksi arah naik maupun turun. Pada tabel 4, prediksi bernilai positif dalam artian model memprediksi datangnya trend naik. Berikut adalah hasil evaluasi sistem dengan menggunakan Dstat metric.

$$\text{Dstat Metric} = 66.33266533066133$$

Gambar 4. Hasil evaluasi metric

Dalam gambar 4, model memperoleh metric sebesar 66.33 %. Hal ini dapat menjadi dasar analisis bahwa model yang dibangun berhasil karena sudah memenuhi standart 50% seperti pada literatur [11]. sehingga parameter yang ada didalamnya tidak perlu dirubah lagi. Begitu pula, Secara angka jika dijabarkan maka model dapat memprediksi 66.33% kebenaran prediksi baik arah naik maupun turun. Hal ini lebih besar dibandingkan tingkat kesalahan prediksinya sebesar 33,68 %. Dengan menggunakan logika perdangan biasa tingkat keuntungan jika menggunakan sistem ini lebih besar dibandingkan dengan resiko yang ada.

4. SIMPULAN

Metode *Fuzzy Tsukamoto* yang diimplementasikan kedalam penelitian ini telah berhasil memberikan hasil yang cukup bagus berupa perolehan *Dstat metric* sebesar 66.33 %. Perolehan ini sudah mencakup kebenaran arah prediksi naik (*buy*) maupun turun (*sell*) sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan. Dengan perolehan sebesar 66.33% dan tingkat kesalahan 33.68% dapat disimpulkan bahwa peluang yang dihasilkan adalah 2:1. Hal ini juga memecahkan tantangan yang ada dalam *trading*, yang semula memiliki perbandingan 1:1. Selain itu penelitian ini telah berhasil mengatasi tingkat subjektivitas dalam pembacaan arah market (pembacaan indikator *Relative Strength Index* dan *Stochastic Oscillators*). Sehingga perbedaan pendapat antar *trader* yang bersifat *fuzzy* berhasil diterjemahkan kedalam bentuk *crisp* berupa nilai *forecasting*.

5. SARAN

Berdasarkan kesimpulan dan hasil penelitian ini, penelitian selanjutnya dapat melakukan uji coba kedalam metode *fuzzy inference* lainnya seperti *mamdani* dan lainnya. Selain itu, penelitian yang berhubungan dengan finansial *forecasting* dapat mencoba untuk meningkatkan *metric Dstat* dengan metode yang lain baik yang bersifat *crisp* maupun *fuzzy*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. H. Lui and D. Mole, "The use of fundamental and technical analyses by foreign exchange dealers: Hong Kong evidence," *J. Int. Money Financ.*, vol. 17, no. 3, pp. 535–545, 1998, doi: 10.1016/S0261-5606(98)00011-4.
- [2] D. C. Yıldırım, I. H. Toroslu, and U. Fiore, "Forecasting directional movement of Forex data using LSTM with technical and macroeconomic indicators," *Financ. Innov.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–36, 2021, doi: 10.1186/s40854-020-00220-2.
- [3] D. A. Pelta, M. T. Lamata, J. L. Verdegay, C. Cruz, and A. Salas, "Against Artificial Complexification: Crisp vs. Fuzzy Information in the TOPSIS Method," *Jt. Proc. 19th World Congr. Int. Fuzzy Syst. Assoc. (IFSA), 12th Conf. Eur. Soc. Fuzzy Log. Technol. (EUSFLAT), 11th Int. Summer Sch. Aggreg. Oper. (AG)*, vol. 3, pp. 345–351, 2021, doi: 10.2991/asum.k.210827.046.
- [4] A. Adegbeye and M. Kampouridis, "Machine learning classification and regression models for predicting directional changes trend reversal in FX markets," *Expert Syst. Appl.*, vol. 173, no. August 2020, p. 114645, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114645.
- [5] M. Yasir *et al.*, "An intelligent event-sentiment-based daily foreign exchange rate forecasting system," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 15, 2019, doi: 10.3390/app9152980.
- [6] A. Hernandez-Aguila, M. Garcia-Valdez, J. J. Merelo-Guervos, M. Castanon-Puga, and O. C. Lopez, "Using Fuzzy Inference Systems for the Creation of Forex Market Predictive Models," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 69391–69404, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3077910.
- [7] P. C. de Lima e Silva, C. A. Severiano, M. A. Alves, R. Silva, M. Weiss Cohen, and F. G. Guimarães, "Forecasting in non-stationary environments with fuzzy time series," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 97, p. 106825, 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106825.
- [8] W. Gan, Z. Du, W. Ding, C. Zhang, and H. C. Chao, "Explainable Fuzzy Utility Mining on Sequences," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 29, no. 12, pp. 3620–3634, 2021, doi: 10.1109/TFUZZ.2021.3089284.
- [9] L. T. H. Lan *et al.*, "A new complex fuzzy inference system with fuzzy knowledge graph and extensions in decision making," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 164899–164921, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3021097.
- [10] D. M. Durairaj and B. H. K. Mohan, "A convolutional neural network based approach to financial time series prediction," *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, no. 16, pp. 13319–13337, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07143-2.
- [11] G. Cortazar, M. Enberg, and H. Ortega, "Forecasting Copper Prices When to Use Either Futures Prices, Analysts' Expectations, or Both," *SSRN Electron. J.*, 2021, doi: 10.2139/ssrn.3957305.
- [12] X. Zhang, J. Wang, and Y. Gao, "A hybrid short-term electricity price forecasting framework: Cuckoo search-based feature selection with singular spectrum analysis and SVM," *Energy Econ.*, vol. 81, pp. 899–913, 2019, doi: 10.1016/j.eneco.2019.05.026.
- [13] I. B. N. Pascima and S. Hartati, "Sistem Prediksi Harga Nilai Tukar Mata Uang Menggunakan Elman Recurrent Neural Network dengan Algoritma Genetika sebagai Metode Pembelajaran," *Bimipa*, vol. 25, no. 3, pp. 275–287, 2019.
- [14] I. T. Imano and B. Nugroho Eko, "SISTEM TRADING FOREX OTOMATIS MENGGUNAKAN INDIKATOR RSI DAN MA DENGAN METODE MARTINGALE DI METATRADER 4," vol. 1, no. 1, pp. 10–14, 2019.
- [15] A. Noertjahyana, Z. A. Abas, and Z. I. M. Yusoh, "Combination of Candlestick Pattern and Stochastic to Detect Trend Reversal in Forex Market," *TIMES-iCON 2019 - 2019 4th Technol. Innov. Manag. Eng. Sci. Int. Conf.*, pp. 1–4, 2019, doi: 10.1109/TIMES-iCON47539.2019.9024485.
- [16] M. Tlustý, "Technical Analysis of Selected Stocks Time Series Based on Value Screening," *SHS Web Conf.*, vol. 135, p. 01016, 2022, doi: 10.1051/shsconf/202213501016.
- [17] A. K. Panigrahi, K. Vachhani, and S. K. Chaudhury, "Trend identification with the relative strength index (RSI) technical indicator –A conceptual study," *J. Manag. Res. Anal.*, vol. 8, no. 4, pp. 159–169, 2021, doi: 10.18231/j.jmra.2021.033.
- [18] F. S. D. Arianto and N. P., "Prediksi Kasus Covid-19 Di Indonesia Menggunakan Metode Backpropagation Dan Fuzzy Tsukamoto," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 120–127, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i1.1265.
- [19] N. I. Kurniati, R. R. El Akbar, and P. Wijaksono, "Penerapan Metode Fuzzy Tsukamoto Pada Sistem Pakar untuk Mendiagnosa Autisme Pada Anak," *Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 21–27, 2019, doi:

- 10.37058/innovatics.v1i1.676.
[20] H. N. Hadi and W. F. Mahmudy, "Penilaian Prestasi Kinerja Pegawai Menggunakan Fuzzy Tsukamoto," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 1, p. 41, 2015, doi: 10.25126/jtiik.201521129.