

Perbandingan Metode *Fuzzy Time Series* Model Chen, Lee, Dan Singh Pada Produksi Tomat Di Nusa Tenggara Barat

Dewi Anjang Sari¹, Wiwit Pura Nurmayanti^{2*}, Kertanah³

¹²³Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hamzanwadi, Indonesia

Corresponding author: wiwit.adiwinata3@gmail.com

Abstrak. Proses memperkirakan besar atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau (historis) yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika disebut peramalan. Salah satu contoh metode peramalan adalah metode *fuzzy time series*. Kelebihan metode *fuzzy time series* ini tidak membutuhkan asumsi-asumsi dibandingkan dengan metode peramalan lainnya. Banyak metode *fuzzy time series* yang dikembangkan diantaranya *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui gambaran produksi tomat di Nusa Tenggara Barat dan membandingkan hasil metode *Fuzzy Time Series* model Chen, Lee dan Singh. Hasil dari penelitian ini adalah pada tahun 2014 produksi tomat naik sebesar 36734 kuintal dan pada tahun 2018 produksi turun sebesar 20871 penurunan produksi tomat diakibatkan oleh curah hujan yang tinggi, buah yang busuk dan retak. Selanjutnya, hasil perbandingan tingkat akurasi peramalan *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh diperoleh model Singh adalah model terbaik karena menghasilkan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih kecil yaitu masing-masing bernilai sebesar 1829.685, 5052646, 2247.809, 8.605 dibandingkan dengan model Chen dan Lee.

Kata Kunci: *fuzzy time series, Chen, Lee, Singh*

1 PENDAHULUAN

Analisis *time series* adalah teknik untuk meramalkan kejadian di masa depan dengan melihat informasi dari waktu sebelumnya (Rachim & dkk, 2020). Peramalan adalah salah satu metode menggunakan data dari masa lalu untuk memprediksi peristiwa yang akan datang (Yusuf & Anjasari, 2018). Berbagai metode dalam peramalan *time series* yang digunakan salah satunya adalah metode *fuzzy time series*.

Fuzzy Time Series merupakan sesuatu metode yang digunakan buat meramalkan informasi yang memakai prinsip- prinsip fuzzy selaku dasarnya. Fuzzy secara bahasa dimaksud sebagai kabur ataupun samar yang maksudnya sesuatu nilai bisa bernilai benar ataupun salah secara bertepatan. Peramalan fuzzy time series memakai pola dari informasi lebih dahulu buat memproyeksikan informasi buat masa mendatang(Chanso& dkk, 2023). Kelebihan metode fuzzy time series merupakan tidak memerlukan asumsi- asumsi dibanding dengan metode prediksi yang lain. Banyak tata cara fuzzy time series yang dibesarkan antara lain tata cara fuzzy time series model Chen, Lee, serta Singh. Fuzy Time Series model Chen, Lee, serta Singh bisa diterapkan di sebagian bidang, salah satunya ialah bidang pertanian. Fuzzy Time Series model Chen, Lee serta Singh mempunyai proses peramalan yang nyaris sama, cuma saja ada perbandingan pada kedekatan logika fuzzy. Fuzzy Time Series model Chen memakai fuzzy logical relationship group(FLRG) yang diperoleh dari hasil Fuzzy Logical Rekatonship buat proses peramalan (Chanso& dkk, 2023). Model fuzzy time series model Lee menggunakan FLRG dengan mengelompokkan fuzzifikasi yang terletak dalam keadaan yang sama kedalam satu tim serta setelah itu ke tim lain dikala terletak di keadaan selanjutnya. Sebaliknya fuzzy time series model Singh memakai fuzzy logical relationship(FLR) dalam proses peramalan. Peramalan memakai fuzzy time series bisa diaplikasikan di bermacam bidang salah satunya bidang pertanian salah satunya pada informasi produksi tomat.

Nusa Tenggara Barat ialah salah satu provinsi penghasil tomat yang potensial di luar pulau Jawa, dilihat dari tingkatan mengkonsumsi tomat 5 tahun terakhir jumlah mengkonsumsi warga terhadap tomat secara universal terbilang besar. Produksi tomat dari tahun ke tahun mengalami pergantian, perihal ini diakibatkan oleh tumbuhan tomat hadapi serbuan hama, keadaan cuaca yang tidak menunjang semacam terbentuknya masa kemarau serta masa hujan yang berkelanjutan yang bisa mengganggu perkembangan tumbuhan tomat, serta harga tomat terbilang murah. Oleh sebab itu perlu dilakukan peramalan pada produksi tomat buat mempermudah lembaga dalam mengestimasi produksi tomat di tahun selanjutnya.

Beberapa penelitian terdahulu tentang metode *fuzzy time series* diantaranya pada penelitian yang dilakukan oleh Khaira, dkk (2023) diperoleh hasil bahwa model terbaik dalam metode *fuzzy time series* untuk melakukan peramalan harga bawang merah di Provinsi Sumatera Barat adalah *fuzzy time series* model Singh karena menunjukkan tingkat akurasi ramalan lebih baik yang dilihat dari nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 4.41% dibandingkan *fuzzy time series* model Cheng yang memberikan nilai MAPE sebesar 11.03%. Kemudian

penelitian yang dilakukan oleh Febrino, dkk (2023) diperoleh hasil bahwa model terbaik dalam metode *fuzzy time series* untuk melakukan peramalan harga penutupan IHSG adalah *fuzzy time series* model Lee karena menunjukkan tingkat akurasi ramalan lebih baik yang dilihat dari nilai MAPE sebesar 3.10 dibandingkan dengan *fuzzy time series* model Chen yang memberikan nilai MAPE sebesar 4.03%. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Ikhsanudin, dkk (2022) diperoleh hasil bahwa metode terbaik untuk meramalkan jumlah kasus aktif covid-19 di Indonesia dengan menggunakan metode *fuzzy time series* model Chen.

Berdasarkan pemaparan latar belakang tersebut, maka akan dilakukan penelitian mengenai metode *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh pada produksi tomat di NTB, kemudian untuk mengetahui tingkat akurasi peramalan menggunakan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE.

2 TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan merupakan informasi dimasa lalu yang digunakan buat keperluan estimasi informasi yang akan tiba(Putri, 2022). Menurut kumpulan informasi historis dari periode lebih dahulu sampai dikala ini, peramalan merupakan sesuatu langkah pendekatan buat memastikan perilaku terhadap suasana masa depan secara lebih baik serta lebih rinci di masa depan. Perihal ini dilakukan buat kurangi tingkatan kesalahan(Ahmad, 2020).

2.2 Fuzzy Time Series

Fuzzy time series ialah metode peramalan yang mana informasi historisnya dibangun ke dalam nilai- nilai linguistik. Metode ini bisa menangkap pola dari informasi yang telah lalu sesudah itu digunakan buat memproyeksikan ke masa yang hendak tiba. Kelebihan tata cara fuzzy time series tidak memerlukan anggapan ke stasioner semacam pada tata cara peramalan konvensional (Pajriati, 2021).

2.3 Fuzzy Time Series Model Chen

Menurut poulsen (2009) langkah-langkah penyelesaian peramalan *fuzzy time series* dengan model Chen adalah sebagai berikut (Rachim & dkk, 2020):

- 1) Menentukan *universe of discourse* (semesta pembicara)

Setelah mengurutkan data historis maka didapat nilai maksimum dan minimum. Lalu menghitung *universe of discourse* dengan rumus sebagai berikut:

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2] \quad (1)$$

dengan,

D_{min} = data minimum

D_{max} = data maksimum

D_1 = bilangan positif pertama yang ditentukan oleh peneliti

D_2 = bilangan positif kedua yang ditentukan oleh peneliti

2) Menentukan panjang interval

Universe of discourse atau semesta pembicara U dibagi kedalam beberapa interval dengan jarak yang sama. Jumlah kelas interval linguistik dapat dihitung menggunakan rumus *sturges* (Selasakmida & dkk, 2021):

$$k = 1 + 3.322 \log(n) \quad (2)$$

dengan,

k : jumlah kelas interval

n : jumlah data observasi

Panjang interval linguistik dihitung setelah menghitung jumlah kelas interval dengan menggunakan rumus berikut ini:

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{k} \quad (3)$$

3) Nilai linguistik dan himpunan *fuzzy*

Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada U dan melakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati. Misalkan A_1, A_2, \dots, A_n adalah himpunan *fuzzy* yang memiliki nilai linguistik dari satu variabel linguistik, pendefinisian himpunan fuzzy adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} A_1 &= [1/u_1, 0.5/u_2, 0/u_3, \dots, 0/u_p] \\ A_2 &= [0.5/u_1, 1/u_2, 0.5/u_3, \dots, 0/u_p] \\ &\cdot \\ &\cdot \\ &\cdot \\ A_{p-1} &= [0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, \dots, 0.5/u_{p-1}, 1/u_p] \end{aligned} \quad (4)$$

Dimana u_i ($i=1, 2, \dots, p$) adalah elemen dari himpunan semesta (U) dan bilangan yang diberi simbol “/” menyatakan derajat keanggotaan yang dimana nilainya adalah 0, 0.5, atau 1. Untuk menentukan derajat keanggotaan, menggunakan fungsi keanggotaan segitiga. Proses fuzzifikasi untuk data historis adalah sebagai berikut:

- a) Menentukan nilai numeris dari himpunan *fuzzy* yang terbentuk. nilai numeris digunakan untuk membentuk fungsi keanggotaan. Dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$d = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{k-1} \quad (5)$$

Sedangkan untuk nilai numerisnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \pi_{A_1} &= D_{min} - B_1 \\ \pi_{A_2} &= \pi_{A_1} + d \\ &\cdot \\ &\cdot \\ \pi_{A_{p-1}} &= \pi_{A_{p-2}} + d \\ \pi_{A_p} &= D_{max} - B_2 \end{aligned} \quad (6)$$

dengan,

d = selisih antara nilai numeris

p = banyaknya himpunan *fuzzy*

π_{A_p} = nilai numeris dari himpunan *fuzzy* A_p

- b) Membentuk fungsi keanggotaan *fuzzy* berdasarkan nilai numeris yang terbentuk
- c) Mengklasifikasikan data historis ke himpunan *fuzzy*. Jika keanggotaan maksimum dari suatu data pada periode tertentu maka terdapat dalam himpunan *fuzzy* A_1 , sehingga data tersebut termasuk kedalam himpunan *fuzzy* A_k .
- d) Proses *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)
 Menentukan relasi logika *fuzzy* berdasarkan data historis lalu dengan memperhatikan hubungan *fuzzy* A_1 dari bulan ke bulan lalu dibuat ke dalam bentuk table FLR
- e) Membentuk *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)
 Dari hasil tahap ke empat lalu diklasifikasikan relasi logika *fuzzy* ke dalam kelompok-kelompok dan hubungan yang sama lalu dikelompokkan menjadi satu grup, tanpa adanya pengulangan pada hubungan yang sama

- 4) Menghitung nilai peramalan

Pada metode *fuzzy time series* Chen terdapat beberapa aturan peramalan yang harus diperhatikan:

Aturan 1 : jika terdapat himpunan *fuzzy* yang tidak memiliki relasi logika *fuzzy*, misal jika $A_1 \rightarrow \emptyset$ dan kemudian terdapat data pada periode ke (t-1) masuk dalam A_i , maka nilai peramalan F_t adalah $m_j(t-1)$, dengan $m_j(t-1)$ adalah nilai tengah dai interval uj pada kelompok relasi logika *fuzzy* yang terbentuk padadata ke (t-1).

Aturan 2 : jika hanya terdapat suatu relasi logika *fuzzy* pada deretan kelompok relasi logika *fuzzy*, misal $A_i \rightarrow A_j$ dan terdapat data pada periode ke (t-1) masuk dalam A_i , maka nilai peramalan F_t adalah $m_j(t-1)$, dengan $m_j(t-1)$ adalah nilai tengah dai interval uj pada kelompok relasi logika *fuzzy* yang terbentuk padadata ke (t-1).

Aturan 3 : jika terdapat kelompok relasi logika *fuzzy* $A_i \rightarrow A_j, \dots, A_p$ maka F_t adalah nilai peramalannya, sesuai untuk A_i, A_j, \dots, A_p . Dengan persamaan sebagai berikut:

$$F_t = \frac{m_1(t-1) + m_2(t-1) + \dots + m_p(t-1)}{p} \quad (7)$$

2.4 Fuzzy Time Series Model Lee

Fuzzy Time Series(FTS) yang dibentuk olh Song serta Chissom berhasil menuntaskan kasus peramalan, sehingga banyak tata cara FTS yang dibesarkan guna menuntaskan berbagai kasus peramalan. FTS model Lee ialah salah satu model dari tata cara FTS yang ialah pertumbuhan dari model Song dan Chissom, Cheng, dan Chen dalam meramalkan suatu nilai di masa yang hendak tiba (Ipan, Syaripuddin, & Nohe, 2022). Model ini mempunyai langkah- langkah buat peramalan yang nyaris sama dengan FTS yang lain. FTS model Lee mempunyai perbandingan dengan FTS yang lain ialah terletak pada pembuatan fuzzy logical relationship group(FLRG)(Ipan, Syaripuddin,& Nohe, 2022). FTS model Lee digunakan buat peramalan yang bertabiat jangka pendek dengan pola informasi stasioner ataupun nonstasioner. Langkah- langkah peramalan dengan memakai FTS model Lee merupakan selaku berikut:

- 1) Menentukan U atau himpunan semesta pembicaraan data aktual dengan rumus sebagai berikut:

$$U = [D_{min} - Z_1, D_{max} + Z_2] \quad (8)$$

Dimana nilai Z_1 dan Z_2 adalah sembarangan bilangan positif. Sedangkan D_{min} adalah data terkecil dan D_{max} adalah nilai data terbesar.

- 2) Menentukan banyaknya himpunan *Fuzzy* dengan langkah sebagai berikut:

- a) Menentukan R atau panjang interval U dengan rumus sebagai berikut:

$$R = D_{max} + Z_1 - D_{min} - Z_2 \quad (9)$$

- b) Hitung mean atau rata-rata nilai selisih (lag) *absolute* dengan rumus sebagai berikut:

$$mean = \frac{\sum_{t=1}^{N-1} |(D_{t+1}) - D_t|}{N-1} \quad (10)$$

Dimana nilai D_1 adalah data waktu ke- t , D_{t+1} adalah data waktu ke- $(t+1)$ dan N adalah jumlah data atau banyaknya data.

- c) Menentukan K atau basis interval maka nilai jangkuan dari basis tersebut dapat digunakan sebagai berikut:

$$K = \frac{mean}{2} \quad (11)$$

Nilai basis interval beserta jangkuan dari basisnya dapat dilihat secara lengkap pada tabel berikut:

Tabel 1. Basis Interval

Jangkuan	Basis
0.10-1	0.10
1.10-10	1
11-100	10
101-1000	100
1001-10000	1000

- 3) Setelah mendapat nilai basis interval maka nilai jangkuan dari basis tersebut dapat digunakan sebagai panjang interval himpunan *fuzzy*.

- 4) Menentukan n atau banyaknya himpunan *fuzzy* dengan rumus sebagai berikut:

$$n = \frac{R}{K} \quad (12)$$

- 5) Mencari m atau nilai tengah himpunan *fuzzy* dengan rumus sebagai berikut:

$$m_i = \frac{\text{batas bawah } u_i + \text{batas atas } u_i}{2} \quad (13)$$

Dimana u_i adalah himpunan *fuzzy* ke- i , dan m_i adalah nilai tengah himpunan *fuzzy* ke- i .

- 6) Mendefinisikan derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap $A_i (\mu_{A_i}(u_i))$ dan melakukan *fuzzifikasi* pada data aktual. *Fuzzifikasi* adalah proses untuk mengubah input sistem yang mempunyai nilai tegas (numeris) menjadi variabel lingusitik menggunakan nilai keanggotaan yang disimpan dalam basis pengetahuan *fuzzy* (Ipan, Syaripuddin, & Nohe, 2022). Pendefinisian himpunan *fuzzy* pada A_i (A_i adalah *fuzzifikasi* ke- i) melalui nilai keanggotaan. Nilai keanggotaan dari himpunan *fuzzy* u_i disederhanakan dengan nilai diantara 0, 0.5, dan 1, dimana $1 \leq i \leq n$, n adalah banyaknya himpunan *fuzzy*. Pendefinisian derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap A_i dapat dilihat pada persamaan berikut (Muhammad, Wahyuningsih, & Siringoringo, 2021):

$$\mu_{A_i}(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{jika } i = 1 \\ 0.5 & \text{jika } i = i - 1 \text{ atau } i = i + 1 \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases} \quad (14)$$

Dari peramaan tersebut menghasilkan pendefinisian himpunan *fuzzy* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_{A_1}(u_i) &= 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_2}(u_i) &= 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_3}(u_i) &= 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0/u_n \\ &\vdots \\ &\vdots \\ &\vdots \end{aligned} \quad (15)$$

$$\mu_{A_i}(u_i) = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 1/u_n$$

Dimana u_i ($i = 1, 2, \dots, n$) adalah himpunan *fuzzy* ke- i dan bilangan yang diberi simbol “/” menyatakan nilai keanggotaan u_i dalam suatu A_i ($i = 1, 2, \dots, n$) yang nilainya adalah 0, 0.05, atau 1.

- 7) Membuat *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) berdasarkan data aktual. Tahap ini menentukan relasi logika *fuzzy* yaitu $A_i \rightarrow A_j$. A_i merupakan *current state* dan A_j adalah *next state* pada waktu ke D_t . FLR menghubungkan relasi antara nilai linguistic yang ditentukan berdasarkan tabel *fuzzifikasi* yang didapat sebelumnya.
- 8) Membuat *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) model Lee. FLRG dilakukan dengan cara mengelompokkan *fuzzifikasi* yang memiliki *current state* yang sama lalu dikelompokkan menjadi satu grup pada *next state*. Pada FTS Lee, semua FLR dikelompokkan menjadi FLRG yang saling berhubungan. Misal, $A_1: A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_2$, dan $A_1 \rightarrow A_3$. Dari 3 FLR dapat dikelompokkan menjadi $A_1 \rightarrow A_2, A_2, A_3$, Lee akan menghasilkan $A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_2$, dan $A_1 \rightarrow A_3$, menurut Lee $A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_2$ dapat mempengaruhi nilai peramalan maka nilai tersebut harus dihitung.
- 9) Melakukan *defuzzifikasi*, *defuzzifikasi* adalah mengubah *output fuzzy* yang diperoleh oleh aturan-aturan logika *fuzzy* menjadi nilai tegas menggunakan nilai keanggotaan yang sesuai dengan saat dilakukan *fuzzifikasi* (Ipan, Syaripuddin, & Nohe, 2022). Pada tahap ini, *fuzzy output* akan diubah menjadi nilai tegas (numeris) untuk menghasilkan nilai peramalan. Aturan dalam melakukan *defuzzifikasi* pada model Lee adalah sebagai berikut (Muhammad, Wahyuningsih, & Siringoringo, 2021):

Aturan 1 : jika hasil *fuzzifikasi* pada tahun ke t adalah A_j dan terdapat *fuzzifikasi* yang tidak mempunyai relasi logika *fuzzy*, misalnya $A_i \rightarrow \emptyset$, dimana nilai maksimum dari nilai keanggotaan A_i berada pada interval u_i dan nilai tengah u_i adalah m_i maka hasil peramalan $\hat{Y}_t^{(1)}$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t^{(1)} = m_i \tag{16}$$

Aturan 2 : jika hasil *fuzzifikasi* pada tahun ke t adalah A_j dan hanya terdapat satu FLR pada FLRG, misalnya $A_i \rightarrow A_j$ dimana A_i dan A_j adalah *fuzzifikasi* dan nilai maksimum dari nilai keanggotaan A_j berada pada interval u_j dan nilai tengah dari u_j adalah m_j , maka hasil peramalan $\hat{Y}_t^{(1)}$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t^{(1)} = m_j \quad (17)$$

Aturan 3 : jika hasil *fuzzifikasi* tahun ke t adalah A_j, A_k, \dots, A_l memiliki beberapa FLR (p) pada FLRG, misalnya $A_i \rightarrow A_j, A_j, A_k, A_k, \dots, A_l$ dimana $A_j, A_j, A_k, A_k, \dots, A_l$ adalah *fuzzifikasi* dimana nilai maksimum dari nilai anggota $A_j, A_j, A_k, A_k, \dots, A_l$ berada pada interval $u_j, u_j, u_k, u_k, \dots, u_l$ dan $m_j, m_j, m_k, m_k, \dots, m_l$ adalah nilai tengah, maka hasil peramalan $\hat{Y}_t^{(1)}$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_t^{(1)} = \frac{2}{p} m_j + \frac{2}{p} m_k + \dots + \frac{2}{p} m_l \quad (18)$$

2.5 Fuzzy Time Series Model Singh

Singh mengusulkan algoritma komputasi sederhana, sehingga dapat mengurangi waktu untuk menghasilkan persamaan relational dengan menggunakan operasi komposisi *max-min* yang kompleks dan mengurangi waktu untuk proses defuzzifikasi pada metode Song dan Chissom. Metode Singh dapat menyelesaikan masalah dalam mencari defuzzifikasi yang sesuai untuk menghasilkan nilai *output crisp* dengan akurasi yang lebih baik (Arvie, 2022).

Berdasarkan definisi dan teori tentang *fuzzy time series* dari model yang diajukan Singh adalah sebagai berikut (Nur & dkk, 2020):

Definisi 1: sebuah *fuzzy set* adalah sebuah kelas atau golongan dari objek dengan rangkaian kesatuan (*continuum*) dari derajat keanggotaan (*grade of membership*). Misalkan U adalah himpunan semesta dengan $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ dengan u_i adalah nilai anggota dari U , kemudian variabel linguistik A_i terhadap U dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (19)$$

μ_{A_i} adalah *membership function* dari *fuzzy set* A_i , sedemikian hingga $\mu_{A_i}: U [0,1]$. Jika μ_i adalah keanggotaan dari A_i maka $\mu_{A_i}(u_i)$ adalah derajat keanggotaan u_i terhadap A_i .

Definisi 2: Misalkan $Y(t)$ ($t= \dots, 0, 1, 2, 3, \dots$) adalah subset dari R yang merupakan himpunan semesta dari *Fuzzy set* $f_i(t) = (t=1, 2, 3, \dots)$ dirumuskan dan $F(t)$ adalah kumpulan dari f_i maka $F(t)$ dirumuskan sebagai *fuzzy time series* pada $Y(t)$.

Definisi 3: Andaikan $F(t)$ adalah disebabkan hanya oleh $F(t-1)$ $F(t)$, maka ada hubungan *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ dan dapat dinyatakan dalam persamaan *fuzzy relation* yang dirumuskan dengan persamaan berikut:

$$F(t) = F(t-1) \circ R(t, t-1) \tag{20}$$

Tanda “o” adalah operator komposisi max-min. Relasi on R disebut sebagai model orde pertama dari $F(t)$. jika *fuzzy relation* $R(t,t-1)$ dari $F(t)$ adalah tidak tergantung waktu t , dapat dikatakan untuk perbedaan waktu t_1 dan t_2 $R(t_1, t_2 - 1) = R(t_2, t_2 - 1)$, maka $F(t)$ disebut *time-invariant fuzzy time series*.

Definisi 4: Jika $F(t)$ disebabkan oleh lebih kecil dari beberapa *fuzzy sets* $F(t-n)$, $F(t-n+1)$, ... $F(t-1)$, maka *fuzzy relationship*-nya diwakili oleh:

$$A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in} \rightarrow A_{ij} \tag{21}$$

Dengan $F(t-n) = A_{i1}$, $F(t-n+1) = A_{i2}, \dots, F(t-1) = A_{in}$, hubungan ini disebut *nth-order fuzzy time series model*.

Definisi 5: Misalkan $F(t)$ disebabkan oleh sebuah $F(t-1)$, $F(t-2), \dots$, dan $F(t-m)$ ($m > 0$) secara simultan dan hubungannya adalah *time variant*. $F(t)$ dikatakan *time-variant fuzzy time series* dan hubungan ini dapat dinyatakan sebagai persamaan *fuzzy relation* yang dirumuskan dengan persamaan berikut :

$$F(t) = F(t-1) \circ R^w(t, t-1) \tag{22}$$

Dengan $w > 1$ adalah parameter waktu yang mempengaruhi peramalan $F(t)$. berbagai metode-metode komputasi sulit telah tersedia untuk komputasi berhubungan terhadap $R^w(t,t-1)$.

2.6 Ketepatan Peramalan

Menghitung ketepatan nilai peramalan menggunakan MAE (*Mean Absolute Error*) MSE (*Mean Square Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*) , dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

1. MAE (*Mean Absolute Error*)

MAE adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. Nilai MAE menunjukkan rata-rata kesalahan (*error*) absolut antara hasil peramalan/pendiksi dengan nilai riil (Suryanto & Muqtadir, 2019). Secara rumus MAE dijelaskan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (23)$$

Dimana f_i adalah nilai hasil peramalan, y_i adalah nilai sebenarnya, dan n adalah jumlah data.

2. MSE (*Mean Squared Error*)

MSE merupakan sebuah cara untuk mengukur jumlah peramalan yang memiliki perbedaan dengan nilai sebenarnya atau kuantitas yang diestimasi. MSE dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut (Azahra & dkk, 2022):

$$MSE = \sum \frac{(x_t - s_t)^2}{n} \quad (24)$$

Dimana, X_t adalah data aktual, S_t adalah data hasil peramalan, dan n adalah jangka waktu / jumlah periode.

3. RMSE (*Root Mean Squared Error*)

RMSE adalah ukuran yang sering sekali dipakai untuk mencari perbedaan antara nilai-nilai prediksi pada model. Secara sederhana, RMSE merupakan metode untuk menghitung bias dalam model peramalan. RMSE dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut (Sutawinaya, 2017):

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (25)$$

4. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE adalah cara yang paling akurat untuk menghitung eror, karena menyatakan persentase kesalahan hasil ramalan terhadap keadaan actual selama periode tertentu yang memberikan informasi persentase terlalu tinggi atau terlalu rendah (Fathoni & Wijayanto, 2021). MAPE merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data actual dengan data hasil peramalan. Semakin kecil persentase, maka semakin

tinggi tingkat akurasi. MAPE dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i - F_i}{A_i} \right) \times 100\% \quad (26)$$

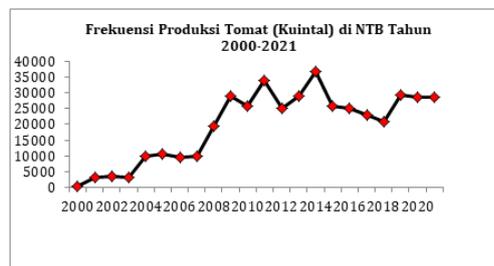
Dimana A_i adalah nilai aktual pada data ke I dan F_i adalah hasil peramalan seperti kriteria MAPE yang ditunjukkan pada **Tabel 1**, berikut (Maricar, 2019):

Tabel 2. Range Nilai MAPE

Range MAPE	Arti
<10%	Kemampuan model peramalan sangat baik
10% – 20%	Kemampuan model peramalan baik
20% – 50%	Kemampuan model peramalan cukup baik
>50%	Kemampuan peramalan buruk

5) HASIL DAN PEMBAHASAN

Didapatkan bahwa nilai produksi tomat naik sebesar 36734 kuintal pada tahun 2014, dan terjadi penurunan sebesar,20871 pada tahun 2018. Penurunan mutu dan produksi tomat diakibatkan oleh curah hujan tinggi, cuaca dan budidaya yang tidak baik sehingga tomat menjadi busuk, retak, dan timbul bercak (Fitri & dkk, 2020)



Gambar 1. Time Seies Plot Produksi Tomat

- Menentukan *Universe of Discorse* (Semesta Pembicara)
 Berdasarkan data produksi tomat didapatkan data minimum sebesar 335 kuintal dan data maksimum sebesar 36734 kuintal. Kemudian untuk nilai D_1 dan

D_2 peneliti menetapkan nilai masing-masing sebesar 0. Sehingga himpunan semesta yang dihasilkan yaitu:

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2]$$

$$U = [335 - 0; 36734 + 0]$$

$$U = [335; 36734]$$

2. Menentukan Jumlah dan Lebar Interval

Untuk membentuk interval, terlebih dahulu menentukan jumlah kelas dan panjang interval.

$$jumlah\ interval = 1 + 3.322 \log(n)$$

Didapatkan jumlah intervalnya adalah 5, selanjutnya penentuan panjang interval untuk produksi tomat dengan data minimum sebesar 335 kuintal dan maksimum sebesar 36734 kuintal, serta jumlah interval sebanyak 5.

$$panjang\ interval = \frac{D_{max} - D_{min}}{jumlah\ interval}$$

Setelah didapatkan jumlah kelas interval sebanyak 5 dan panjang interval sebesar 7279.8, maka data akan dibagi menjadi 5 sesuai dengan jumlah interval menjadi $U_1, U_2, U_3, U_4,$ dan U_5 yang merupakan anggota untuk setiap intervalnya dengan nilai tengah (m) seperti tabel berikut:

Tabel 3. Interval Himpunan Semesta (U)

No	Intertval	Nilai tengah
1	$u_1 = [335; 7614,8]$	3974,9
2	$u_2 = [7614,8; 14894,6]$	11254,7
3	$u_3 = [14894,6; 22174,4]$	18534,5
4	$u_4 = [22174,4; 29454,2]$	25814,3
5	$u_5 = [29454,2; 36734]$	33094,1

3. Menentukan *fuzzifikasi*

Hasil *fuzzifikasi* data produksi tomat yang dinotasikan ke dalam bilangan linguistik yaitu seperti tabel berikut :

Tabel 4. Interval dari Himpunan semesta (U)

No	Intertval	Fuzzyfikasi
1	$u_1 = [335; 7614,8]$	A_1
2	$u_2 = [7614,8; 14894,6]$	A_2
3	$u_3 = [14894,6; 22174,4]$	A_3

No	Intertval	Fuzzyfikasi
4	$u_4 = [22174,4; 29454,2]$	A_4
5	$u_5 = [29454,2; 36734]$	A_5

Setelah memperoleh derajat keanggotaan A_1 berada pada interval u_1 , derajat keanggotaan A_2 berada pada interval u_2 , derajat keanggotaan A_3 berada pada interval u_3 , derajat keanggotaan A_4 berada pada interval u_4 , dan derajat keanggotaan A_5 berada pada interval u_5 . Hasil *fuzzifikasi* data ditunjukkan pada tabel berikut ini:

Tabel 5. *Fuzzifikasi* Produksi Tomat

Tahun	produksi	Fuzzyfikasi
2000	335	A_1
2001	3279	A_1
2002	3525	A_1
2003	3036	A_1
...
2018	20871	A_3
2019	29215	A_4
2020	28609	A_4
2021	28514	A_4

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

FLR Menentukan FLR dengan memperhatikan *fuzzy* A_i dari tahun ke tahun untuk $1 \leq i \leq 5$. FLR dapat ditulis $A_i \rightarrow A_j$, dimana A_i adalah sisi kiri atau pengamatan sebelumnya ($F(t - 1)$) dan A_j adalah himpunan sisi kanan atau pengamatan sesudah data sebelumnya ($F(t)$) pada data *time series*. Berikut merupakan hasil FLR untuk produksi tomat

Tabel 6. FLR Produksi Tomat

Tahun	produksi	FLR
2000	335	$NA - x - A_1$
2001	3279	$A_1 - \rightarrow A_1$
2002	3525	$A_1 - \rightarrow A_1$

Tahun	produksi	FLR
2003	3036	$A_1 \dashrightarrow A_1$
...
2018	20871	$A_4 \dashrightarrow A_3$
2019	29215	$A_4 \dashrightarrow A_4$
2020	28609	$A_4 \dashrightarrow A_4$
2021	28514	$A_4 \dashrightarrow A_4$

5. Menentukan *Fuzzy Logical Relations Group* (FLRG)

Berdasarkan hasil *fuzzy logic relations* (FLR) dapat dibentuk *fuzzy logic relations group* (FLRG) dengan cara mengelompokkan setiap FLR yang memiliki sisi kiri ($F(t - 1)$) yang sama. Berikut merupakan hasil pengelompokkan atau FLRG yang didapatkan berdasarkan hasil FLR untuk produksi tomat.

Tabel 7. FLRG model Chen dan Singh

Group	FLRG
Group 1	$A_1 \dashrightarrow A_1, A_2$
Group 2	$A_2 \dashrightarrow A_2, A_3$
Group 3	$A_3 \dashrightarrow A_4$
Group 4	$A_4 \dashrightarrow A_3, A_4, A_5$
Group 5	$A_5 \dashrightarrow A_4$

Tabel 8. FLRG model Lee

Group	FLRG
Group	--
1	A1 > A1,A1,A1,A2
Group	
2	A2 --> A2,A2,A2,A3
Group	
3	A3 --> A4,A4
Group	A3,A4,A4,A4,
4	A4 --> A4,A4,A4,A5,A5
Group	
5	A5 --> A4,A4

FLRG adalah hasil relasi dari A_1, A_2, A_3, A_4 , dan A_5 . Didalam penelitian ini menggunakan 3 jenis model dalam menentukan FLRG, yaitu FLRG model Chen dan Singh dapat dilihat pada tabel dan FLRG model Lee dapat dilihat pada table. Perbedaan ketiga model tersebut terletak pada pengelompokkan relasi yang terbentuk dari hasil *fuzzifikasi*. Pada model Chen dan Singh, jika terdapat relasi $A_i \rightarrow A_{j1}, A_i \rightarrow A_{j2}$, maka dari dua relasi tersebut hanya dituliskan satu kali. Hal ini berbeda pada pengelompokkan relasi model Lee, dua relasi tersebut dituliskan semua karena mempunyai pengaruh yang cukup besar terhadap hasil peramalan nantinya.

6. *Defuzzifikasi*

Nilai tengah dari interval $U_1 = 3974.9$, nilai tengah dari $U_2 = 11254.7$, nilai tengah dari $U_3 = 18534.5$, nilai tengah dari $U_4 = 25814.3$, dan nilai tengah dari $U_5 = 33094.1$.

Tabel 9. *Defuzzifikasi Fuzzy Time Series Model Chen dan Singh*

Group	FLRG	Defuzzifikasi
Group 1	$A_1 \rightarrow A_1, A_2$	7614.8
Group 2	$A_2 \rightarrow A_2, A_3$	14894.6
Group 3	$A_3 \rightarrow A_4$	25814.3
Group 4	$A_4 \rightarrow A_3, A_4, A_5$	25814.3
Group 5	$A_5 \rightarrow A_4$	25814.3

Berdasarkan table diatas, *group 1 fuzzy next statenya* yaitu A_1 dan A_2 maka nilai tengah dari U_1 dan U_2 dijumlahkan lalu dibagi dengan 2, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 7614.8. *Group 2 fuzzy next statenya* yaitu A_2 dan A_3 maka nilai tengah dari U_2 dan U_3 dijumlahkan lalu dibagi dengan 2, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 14894.6. *Group 3 fuzzy next statenya* yaitu A_4 maka nilai tengah dari maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah nilai tengah dari $U_4 = 25814.3$. *Group 4 fuzzy next statenya* yaitu A_3, A_4 dan A_5 maka nilai tengah dari U_3, U_4 dan U_5 dijumlahkan lalu dibagi dengan 3, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 25814.3. *Group 5 fuzzy next statenya* yaitu A_4 maka nilai tengah dari maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah nilai tengah dari $U_4 = 25814.3$.

Tabel 10. Defuzzifikasi Fuzzy Time Series Model Lee

Group	FLRG	defuzzifikasi
Group 1	$A_1 \rightarrow A_1, A_1,$ A_1, A_2	5794.85
Group 2	$A_2 \rightarrow A_2, A_2,$ A_2, A_3	13074.65
Group 3	$A_3 \rightarrow A_4, A_4$	25814.3
Group 4	$A_4 \rightarrow A_3, A_4, A_4,$ $A_4, A_4, A_4, A_4, A_5,$ A_5	26623.17
Group 5	$A_5 \rightarrow A_4, A_4$	25814.3

Berdasarkan table diatas, *group 1 fuzzy next statenya* yaitu A_1, A_1, A_1 dan A_2 maka nilai tengah dari U_1, U_1, U_1 dan U_2 dijumlahkan lalu dibagi dengan 4 maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 5794.85. *Group 2 fuzzy next statenya* yaitu A_2, A_2, A_2 dan A_3 maka nilai tengah dari U_2, U_2, U_2 dan U_3 dijumlahkan lalu dibagi dengan 4, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 13074.65. *Group 3 fuzzy next statenya* yaitu A_4 dan A_4 maka nilai tengah dari U_4 dan U_4 dijumlahkan lalu dibagi dengan 2, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 25814.3. *Group 4 fuzzy next statenya* yaitu $A_3, A_4, A_4, A_4, A_4, A_4, A_4, A_4, A_5$ dan A_5 maka nilai tengah dari $U_3, U_4, U_4, U_4, U_4, U_4, U_4, U_5$ dan U_5 dijumlahkan lalu dibagi dengan 9, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 26623.17. *Group 5 fuzzy next statenya* yaitu A_4 dan A_4 maka nilai tengah dari U_4 dan U_4 dijumlahkan lalu dibagi dengan 2, maka nilai perhitungan yang dihasilkan adalah 25814.3.

7. Peramalan

Setelah perhitungan hasil peramalan telah didapatkan pada langkah sebelumnya berdasarkan tabel 11 untuk *fuzzy time series* model Chen dan Singh dan tabel 12 untuk *fuzzy time series* model Lee. Berdasarkan nilai defuzifikasi tersebut dapat diperoleh nilai hasil peramalan produksi tomat di Provinsi NTB sebagai berikut:

Tabel 11. Hasil Nilai Peramalan Fuzzy Time Series Model Chen

Tahun	produksi tomat	Chen
2000	335	
2001	3279	7614,8
2002	3525	7614,8

Tahun	produksi tomat	Chen
∴	∴	∴
2019	29215	25814,3
2020	28609	25814,3
2021	28514	25814,3

Tabel 12. Hasil Nilai Peramalan *Fuzzy Time Series* Model Lee

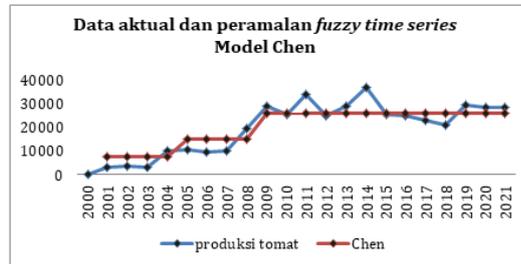
Tahun	produksi tomat	Lee
2000	335	
2001	3279	5794,85
2002	3525	5794,85
∴	∴	∴
2019	29215	25814,3
2020	28609	26623,17
2021	28514	26623,17

Tabel 13. Hasil Nilai Peramalan *Fuzzy Time Series* Model Singh

Tahun	produksi tomat	Singh
2000	335	
2001	3279	
2002	3525	
2003	3036	3574,989
2004	9908	11254,700
∴	∴	∴
2019	29215	25814,300
2020	28609	26140,943
2021	28514	26137,033

Gambar 4, Gambar 5, dan Gambar 6 adalah grafik perbandingan data historis atau data yang sudah terjadi sebelumnya dengan data hasil peramalan produksi tomat dengan menggunakan *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh.

Berdasarkan hasil peramalan produksi tomat untuk tahun 2000 sampai tahun 2021 dapat dibuat *plot* untuk membandingkan pola data aktual dengan pola data peramalan.



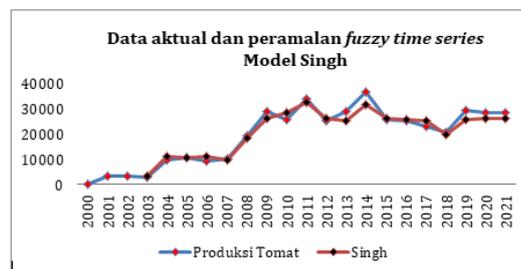
Gambar 2. Plot Data Aktual dan Peramalan *Fuzzy Time Series* model Chen

Ketepatan hasil peramalan pada penelitian ini menggunakan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Hasil peramalan dapat dikatakan baik apabila memiliki nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE kecil. Ketepatan peramalan pada model didapatkan nilai MAE sebesar 20267.79, MSE sebesar 19827711, RMSE sebesar 7752.607412, dan MAPE sebesar 35.25554.



Gambar 3. Plot Data Aktual dan Peramalan *Fuzzy Time Series* model Lee

Ketepatan peramalan pada model didapatkan nilai MAE sebesar 19921.79, MSE sebesar 31174770, RMSE sebesar 7432.271124, dan MAPE sebesar 26.05237.



Gambar 4. Plot Data Aktual dan Peramalan *Fuzzy Time Series* model Lee

Ketepatan peramalan pada model didapatkan nilai MAE sebesar 1829.685, MSE sebesar 5052646, RMSE sebesar 2247.809, dan MAPE sebesar 8.605.

8. Perbandingan Nilai Peramalan Metode *Fuzzy Time Series* Model Chen, Lee, dan Singh

Setelah didapatkan hasil peramalan produksi tomat dari tahun 2000-2021 dengan menggunakan *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh, selanjutnya menghitung nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE masing-masing model untuk memperlihatkan model mana yang terbaik dalam meramalkan produksi tomat di Provinsi NTB di masa mendatang. Hasil perhitungan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE ditampilkan pada tabel berikut ini:

Tabel 14. Nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE Metode *Fuzzy Time Series* Model Chen, Lee, dan Singh

Ukuran			
Kesalahan	Chen	Lee	Singh
MAE	20267.79	19921.13	1829.685
MSE	19827711	31174770	5052646
RMSE	7752.607	7432.271	2247.809
MAPE	35.25554	26.05237	8.605

Berdasarkan tabel diatas ditunjukkan bahwa untuk metode *fuzzy time series* model Chen diperoleh nilai MAE sebesar 20267.79, MSE sebesar 19827711, RMSE sebesar 7752.607412, dan MAPE sebesar 35.25554. Model Lee diperoleh nilai MAE sebesar 19921.79, MSE sebesar 31174770, RMSE sebesar 7432.271124, dan MAPE sebesar 26.05237. Model Singh diperoleh nilai MAE sebesar 1829.685, MSE sebesar 5052646, RMSE sebesar 2247.809, dan MAPE sebesar 8.605. Hal tersebut menunjukkan bahwa Model Singh lebih layak digunakan untuk meramalkan produksi tomat di masa mendatang dibandingkan model Chen dan Lee, karena memiliki nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE lebih kecil dibandingkan model Chen dan Lee.

6) KESIMPULAN

4.1 Kesimpulan

Pada data produksi tomat nilai produksi tomat naik sebesar 36734 kuintal pada tahun 2014, dan terjadi penurunan sebesar,20871 pada tahun 2018 penurunan mutu dan produksi tomat diakibatkan oleh curah hujan tinggi, cuaca dan budidaya yang tidak baik sehingga tomat menjadi busuk, retak, dan timbul bercak (Fitri & dkk, 2020).

Model terbaik dalam meramalkan produksi tomat yaitu dengan menggunakan model Singh karena menghasilkan nilai MAE, MSE, RMSE, dan MAPE yang lebih kecil yaitu masing-masing bernilai sebesar MAE sebesar 1829.685, MSE sebesar 5052646, RMSE sebesar 2247.809, dan MAPE sebesar 8.605 dibandingkan model Chen dan Lee.

4.2 Saran

Pada penelitian ini membandingkan *fuzzy time series* model Chen, Lee, dan Singh. Sehingga dalam penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode *fuzzy time series* lainnya, seperti *fuzzy time series* Ruey Chyn Tsaur, *fuzzy time series* Stevenson Porter, dan lain-lain atau dengan membandingkan metode lain agar menghasilkan ketepatan peramalan yang lebih baik

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, F. (2020). Penentuan Metode Peramalan pada Produksi Part New Granada Bowlst di PT.X. *Jurnal Integrasi Sisitem Industri (JISI)*, Vol. 7, No. 1, 31-39.
- Arvie, D. (2022). Peramalan Import Migas dan Non-Migas Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Model Cheng. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, Vol. 9, No. 4, 3519-3528.
- Azahra, N., & dkk. (2022). Peramalan Jumlah Produksi Tebu Menggunakan Metode Time Series Model Moving Average. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, Vol. 9, No. 4, 840-845.
- Badan Pusat Statistik, N. (2019).
- Chanso, S. E., & dkk. (2023). Perbandingan Metode Chen dan Markov Chain untuk Meramalkan Jumlah Kasus Dispensasi Kawin atas Berlakunya UU NO.16 Tahun 2019. *BRILIANT: Jurnal Riset dan Konseptual*, Vol.8, No.1, 170-179.
- Fathoni, M. Y., & Wijayanto, S. (2021). Forecasting Penjualan Gas LPG di Toko Sembako Menggunakan Fuzzy Time Series. *Jurnal JUPITER*, Vol. 13, No. 2, 87-96.
- Fitri, Z. E., & dkk. (2020). Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat. *Jurnal Rekayasa Elektrika*, Vol. 16, No. 1, 44-49.
- Ipan, Syaripuddin, & Nohe, D. A. (2022). Perbandingan Model Chen dan Model Lee Pada Metode Fuzzy Time Series untuk Peramalan Produksi Kelapa Sawit Provinsi Kalimantan Timur. *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya*, 81-95.
- Maricar, M. A. (2019). Analisa Perbandingan Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ. *Jurnal Sistem dan Informatika*, Vol. 13, No. 2, 36-45.
- Muhammad, M., Wahyuningsih, S., & Siringoringo, M. (2021). Peramalan Nilai Tukar Petani Subsektor Pertenakan Menggunakan Fuzzy Time Series Lee. *Jambura Journal Of Mathematics*, Vol. 3, No. 1, 1-15.
- Nur, I. M., & dkk. (2020). Implementasi Metode Fuzzy Time Series Singh pada Peramalan Banggai Cardinalfish di Balai Perikanan Budidaya Laut Ambon. *Prosiding Seminar Nasional VARIANSI*, 138-148.
- Pajriati, N. H. (2021). Penerapan Metode Average Based Fuzzy Time Series Lee untuk Peramalan Harga Emas di PT.X. *Jurnal Riset Matematika*, Vol. 1, No. 1, 73-81.
- Putri, F. M. (2022). Tingkat Peramalan Penjualan Produk Brodir dan Sulaman Menggunakan Metode Trend Moment. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, Vol. 4, No. 2, 34-38.
- Rachim, F., & dkk. (2020). Perbandingan Fuzzy Time Series dengan Metode Chen dan Metode S.R. Singh (Studi Kasus : Nilai Impor di Jawa Tengah

- Periode Januari 2014 - Desember 2019). *Jurnal Gaussian*, Vol.9, No. 3, 306-315.
- Selasakmida, A. D., & dkk. (2021). Perbandingan Metode Double Exponential Smoothing Holt dan Fuzzy Time Series Chen untuk Peramalan Harga Paladium. *Jurnal Gaussian*, Vol. 10, No. 3, 325-336.
- Suryanto, A. A., & Muqtadir, A. (2019). Penerapan Metode Mean Absolute Error (MAE) dalam Algoritma Regresi Linear untuk Prediksi Produksi Padi. *Jurnal Sains dan Teknologi*, Vol. 11, No. 1, 7883.
- Sutawinaya, I. P. (2017). Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan pada Peramalan Curah Hujan. *Jurnal Logic*, Vol. 17, No. 2, 92-97.
- Yusuf, F. I., & Anjasari, D. H. (2018). Metode Triple Exponential Smoothing Holt-Winters untuk Peramalan Jumlah Wisatawan Nusantara di Kabupaten Wisatawan Nusantara di Kabupaten Banyuwangi . *unisada Journal of matematics and computer science (UJMC)*, Vol.4, No. 2, 1-6.