

## **PREDIKSI PRODUKSI BIOFARMAKA MENGGUNAKAN MODEL *FUZZY TIME SERIES* DENGAN PENDEKATAN *PERCENTAGE CHANGE* DAN *FREQUENCY BASED PARTITION***

Dwi Ekasari Harmadji<sup>1</sup>, Solikhin\*<sup>2</sup>, Uky Yudatama<sup>3</sup>, Agus Purwanto<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Universitas Wisnuwardhana, Malang

<sup>2,4</sup>Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Himsya, Semarang

<sup>3</sup>Universitas Muhammadiyah Magelang, Magelang

Email: <sup>2</sup>solikhin@stmik-himsya.ac.id

(Naskah masuk: 18 April 2022, diterima untuk diterbitkan: 28 Februari 2023)

### **Abstrak**

Masa depan biofarmasi semakin cerah. Akibat mahalnya harga obat modern, maka permintaan tanaman obat meningkat di dalam dan luar negeri. Hal ini karena biofarmaka banyak digunakan di industri lain, seperti makanan, minuman, dan kosmetik. Konsumen di seluruh dunia termasuk di Indonesia bergerak menuju produk makanan dan kesehatan yang lebih sehat dengan slogan "kembali ke alam". Dengan demikian permintaan tanaman obat sebagai bahan baku industri lainnya juga meningkat. Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan suatu prediksi untuk menentukan besaran kenaikan atau penurunan jumlah produksi komoditas strategis biofarmaka untuk beberapa tahun ke depan, sehingga memungkinkan analisis pergerakan tren dari perkembangan data sebelumnya. Saat ini belum dijumpai studi peramalan deret waktu untuk memprediksi produksi biofarmaka dengan tingkat akurasi baik. Dalam eksperimen ini kami mengusulkan model peramalan *fuzzy time series* berdasarkan pendekatan *percentage change* sebagai himpunan semesta dan *frequency-based partition* yang dapat memberikan tingkat akurasi peramalan yang tinggi. Prediksi difokuskan pada biofarmaka untuk empat jenis rimpang yaitu Jahe, Lengkuas, Kencur, dan Kunyit yang dinilai menjadi prioritas utama pengembangan tanaman obat di Indonesia. Dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistika tahun 1997-2020. Tujuan dari survei adalah untuk memprediksi dan menganalisa perkembangan produksi biofarmaka untuk empat jenis rimpang. Hasil prediksi menunjukkan akurasi luar biasa dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* yang sangat kecil yakni Jahe 0,03%, Lengkuas 0,02%, Kencur 0,14%, dan Kunyit 0,03%. Dengan demikian hasil eksperimen ini dapat berkontribusi dan digunakan bagi pihak yang berkompeten untuk membantu dalam menentukan kebijakan strategis di masa depan.

**Kata kunci:** *biofarmaka, fuzzy time series, frequency-based partition, percentage change, prediksi*

## **PREDICTION OF BIOPHARMACA PRODUCTION USING A FUZZY TIME SERIES MODEL WITH A PERCENTAGE CHANGE APPROACH AND FREQUENCY-BASED PARTITION**

### **Abstract**

*Biopharmaceuticals' future is brightening. Due to the exorbitant cost of modern treatment, the desire for medicinal herbs is growing. due to their widespread use in different industries such as food, beverages, and cosmetics. Consumers worldwide, especially in Indonesia, are gravitating towards healthier food and health goods. So the demand for medicinal plants as raw materials increases. To solve this issue, a forecast is required for the next few years on the increase or decline in production of strategic biopharmaca commodities. Currently, no reliable time series forecasting study exists for biopharmaca production. To achieve high predicting accuracy, we present a fuzzy time series forecasting model based on percentage change as a universal set and frequency-based partition. Ginger, Galangal, Kencur, and turmeric are predicted to be the most important rhizomes for biopharmaca research in Indonesia. Secondary statistics from the Central Statistics Agency for 1997–2020 This study's goal was to anticipate and analyze biopharmaca synthesis in four rhizomes. The prediction results are incredibly accurate, with Mean Absolute Percentage Error values of just 0.03%, 0.02%, 0.14%, and 0.03% for Ginger, Galangal, Kencur, and Turmeric, respectively. Thus, competent parties can use the outcomes of this experiment to help determine future strategic policies.*

**Keywords:** *biopharmaca, fuzzy time series, frequency-based partition, percentage change, prediction*

## 1. PENDAHULUAN

Peramalan *time series* adalah bidang penelitian dan aplikasi yang penting dalam dunia yang tidak dapat diprediksi saat ini. Banyak bisnis menggunakan prakiraan untuk melihat ke masa depan dan mempersiapkan masa depan. Hal ini memungkinkan manajer untuk secara proaktif menilai fakta dan membuat keputusan pada waktu yang paling efektif. Banyak masalah dunia nyata menunjukkan manfaat penerapan teknik *time series* yang kompleks seperti: Prakiraan untuk sistem informasi manajemen, perawatan kesehatan, farmasi, ekonomi, penjualan, anggaran dan sektor pasar saham. Namun, untuk mencapai akurasi prediksi waktu nyata seperti itu sulit. Memilih teknik peramalan yang cocok dan efektif sangat penting dalam domain masalah ini (Garg et al., 2012).

### 1.1 Pentingnya Prediksi Produksi Biofarmaka

Pertanian memegang peranan penting dan sangat penting bagi perkembangan dan kemajuan perekonomian Indonesia, karena pembangunan pertanian mengarah pada industri (Dirjen Hortikultura Kementan, 2021). Hortikultura adalah bagian dari pertanian tanaman yang berfokus pada budidaya tanaman (Doktor Pertanian UMA, 2020). Tanaman sayur-sayuran (olerikultura), tanaman hias (florikultura), tanaman buah-buahan (frutikultur), dan tanaman obat (biofarmasi) semuanya diklasifikasikan sebagai tanaman hortikultura (Pertanian UMA, 2020). Biofarmaka yang sering dikenal sebagai tanaman obat atau tanaman herbal merupakan tanaman yang memiliki sifat terapeutik dan berperan dalam pengobatan penyakit, serta kemampuan untuk mencegah wabah penyakit.

Jamu atau obat tradisional memberikan kontribusi yang besar bagi kesehatan manusia tidak hanya dalam hal pencegahan dan pengobatan penyakit, tetapi juga dalam menjaga kebugaran, daya tarik dan daya tahan tubuh. Karena individu merasa bahwa segala sesuatu yang alami lebih aman, maka terjadilah fenomena perubahan gaya hidup yang cenderung kembali ke alam (Trop BRC, 2013).

Seiring dengan pertumbuhan penduduk, kesejahteraan masyarakat, dan tingkat pendapatan, serta permintaan dan prospek pasar yang semakin meningkat, pengembangan produk agribisnis hortikultura sangat menjanjikan dan prospektif di masa yang akan datang (Dirjen Hortikultura Kementan, 2021).

Masa depan produksi hortikultura biofarmaka sangat cerah yang disebabkan semakin berkembangnya industri obat herbal/jamu di dalam dan luar negeri sebagai dampak dari harga obat modern yang mahal. Sehingga hal tersebut dapat meningkatkan permintaan terhadap tanaman obat. Selain itu, semakin meningkatnya penggunaan biofarmaka untuk keperluan industri selain obat tradisional dan farmasi, seperti industri makanan, minuman, dan kosmetika yang dapat meningkatkan

permintaan biofarmaka sebagai bahan baku (Salim and Munadi, 2017).

Dengan slogan "Kembali ke alam", tren global masyarakat konsumen yang mencari produk makanan dan kesehatan yang aman dan berhenti merokok juga berkembang pesat di Indonesia. (Litbang Pertanian, 2007).

Hal tersebut menjadi masalah klasik yang perlu mendapat solusi bagi pihak berkompeten untuk mengetahui besarnya peningkatan atau penurunan jumlah produksi komoditas strategis biofarmaka beberapa tahun kedepan.

Berdasarkan permasalahan di atas kami sangat tertarik untuk melakukan prediksi dalam riset ini. Sebagai rumusan masalah, maka bagaimana cara untuk melakukan prediksi terkait perkembangan jumlah produksi tanaman obat di Indonesia?

Peramalan hasil panen merupakan keputusan yang mempengaruhi harga, pemasaran, logistik, dan bahkan kepuasan konsumen (Logan et al., 2016). Peramalan produktivitas masa depan untuk membantu dalam analisis dan pengambilan keputusan produk kompetitif unggulan di berbagai industri. Hasil peramalan tersebut dapat menjadi acuan *stackholder* dalam mengambil kebijakan untuk meningkatkan produktivitas hortikultura biofarmasi yang lebih baik kedepannya.

Saat ini belum dijumpai penelitian terkait prediksi jumlah produksi biofarmaka jenis rimpang yang menggunakan model peramalan *Fuzzy Time Series* (FTS) dengan pendekatan *Percentage Change* (PC) sebagai himpunan semesta dan partisi berbasis frekuensi (*frequency-based partition*).

Algoritma prediksi *time series* adalah salah satu metode perkiraan untuk menangani berbagai bidang. Dengan perkiraan yang tepat, manajer bisnis dapat bereaksi dengan cepat terhadap perubahan sinyal pasar dan mengubah strategi pengadaan dan produksi mereka. Opsi-opsi ini dapat menghasilkan pendapatan yang lebih besar ketika diadopsi lebih awal sebagai tanggapan atas meningkatnya permintaan atau penurunan biaya ketika diterapkan sebagai reaksi terhadap penurunan (Ivanov et al., 2019).

Algoritma *time series* menghadirkan peluang besar bagi industri hortikultura dan upaya masa depan untuk mengembangkan lebih banyak model peramalan yang akurat (Logan et al., 2016).

Oleh sebab itu dalam riset ini diusulkan model FTS, yang memberikan tingkat akurasi tinggi. Metode yang diusulkan menggunakan pendekatan persentase perubahan sebagai himpunan semesta (*universe of discourse*) dan partisi berbasis frekuensi. Untuk mengilustrasikan proses peramalan jumlah produksi biofarmaka yang berfokus pada empat jenis rimpang yaitu Jahe, lengkuas, Kencur, dan Kunyit yang menjadi prioritas pengembangan tanaman obat di Indonesia khususnya di Jawa Tengah.

Tujuan eksperimen ini adalah untuk memprediksi dan menganalisis, mengantisipasi dan mengkaji perkembangan jumlah produksi biofarmaka untuk empat jenis rimpang di Jawa Tengah dengan menerapkan model FTS yang mengintegrasikan persentase perubahan sebagai himpunan semesta dan partisi berbasis frekuensi dalam aplikasi komputasi peramalan.

Dengan demikian hasil penelitian ini dapat berkontribusi dan bermanfaat bagi pihak yang berkepentingan untuk mengetahui lebih dini terkait perkembangan jumlah produksi komoditas strategis biofarmaka beberapa tahun kedepan.

## 1.2 Penelitian yang Berhubungan

Untuk menyusun prediksi matematis, banyak peneliti yang merekomendasikan metode menggunakan pendekatan FTS. FTS merupakan salah satu metode implementasi logika *fuzzy* untuk peramalan berdasarkan data *time series* sebelumnya yang telah banyak dilakukan oleh peneliti untuk memperbaikinya (Christyawan et al., 2018).

Popularitas FTS adalah dapat menghubungkan tren atau komponen siklik dalam pengamatan *time series* dan dapat memanfaatkan data historis secara lebih efektif (Garg et al., 2012). Dalam implementasi peramalan FTS, ketidaktentuan selalu diabaikan tanpa alasan apapun (Kumar and Gangwar, 2016).

Saat ini, pendekatan untuk analisis dan peramalan keadaan objek teknis yang kompleks berdasarkan *time series* menggunakan metode dan model jaringan saraf dan *fuzzy* sedang dikembangkan secara aktif. Berdasarkan ide penggunaan FTS, adalah untuk memecahkan masalah proses peramalan yang mencerminkan keadaan sistem yang kompleks (Telezhkin et al., 2021).

*Fuzzy* adalah suatu gagasan yang diturunkan dari teori himpunan *fuzzy* yang menggabungkan variabel linguistik dan logika *fuzzy* (Song and Chissom, 1993). Metode varians yang dikenal sebagai FTS diperkenalkan setelah model prediksi dibangun. Seiring waktu, metode ini berkembang menjadi FTS, yang sekarang digunakan untuk menangani berbagai tantangan peramalan, seperti memprediksi permintaan pariwisata di Cina, dan masalah serupa lainnya (Jiang et al., 2020), (Sun et al., 2019) serta TAIEX (Yolcu and Alpaslan, 2018), (E Silva et al., 2020). Tanuwijaya et al. (2020) mengusulkan model peramalan FTS orde pertama bernilai tunggal yang bertujuan untuk meningkatkan model deret waktu neutrosifik dengan memasukkan tingkat keragu-raguan menggunakan model himpunan *fuzzy* keraguan neutrosifik bernilai tunggal.

Riset lainnya prediksi jumlah penumpang kereta api di Indonesia (Solikhin et al., 2021 and 2022), prediksi jumlah pekerja migran Indonesia (Solikhin and Yudatama, 2019). FTS dengan *Time*

*Invariance* yang diperkenalkan oleh Song dan Chissom, serta FTS berdasarkan *Fuzzy Clustering Method* yang dibuat oleh Cheng et al., (2008), semuanya berkontribusi pada kemajuan deret waktu.

Di India, prediksi berdasarkan model ini telah digunakan untuk meramalkan produktivitas tanaman dalam menghadapi pola produksi yang bervariasi. Hal ini dapat disimpulkan bahwa dari hasil penelitiannya FTS dapat digunakan dalam manajemen pertanian (Singh, 2009).

Burney dan Ali (2019) mengusulkan dan menerapkan model FTS baru untuk memprediksi penjualan untuk manajemen permintaan yang efisien dalam rantai pasokan.

Prakiraan indeks saham dapat ditingkatkan dengan menggunakan algoritma deret waktu tren *fuzzy* tertimbang yang baru (Rubio et al., 2017). Penelitian ini mengungkapkan bahwa panjang interval efektif (Singh, 2017), (Chen and Phuong, 2017), berdampak pada jumlah himpunan *fuzzy* yang dihasilkan, yang pada gilirannya mempengaruhi konstruksi hubungan *fuzzy* (Del Campo et al., 2017), (Cheng et al., 2015), (Cheng et al., 2016), (Chen and Chen, 2014). Liu et al. (2020) mengusulkan model peramalan *fuzzy interval time-series* berdasarkan beberapa ruang frekuensi waktu berbasis jaringan dan operasi *induced-ordered weighted averaging aggregation (IOWA)*.

Penentuan panjang interval pada tahap fuzzifikasi pada metode FTS sangat berpengaruh terhadap hasil peramalan. Algoritma Genetika diterapkan pada fase fuzzifikasi FTS untuk memperoleh interval obyektif dan dinamis yang dapat meningkatkan akurasi dan menghasilkan peramalan yang lebih baik (Christyawan et al., 2018).

Model deret waktu *fuzzy* berbasis rata-rata panjang interval untuk memprediksi jumlah Pekerja Migran Indonesia (PMI) program G to G Jepang tahun 2008 hingga 2018 (Solikhin and Yudatama, 2019). Model FTS dengan algoritma *Rate of Change (RoC)* digunakan pada penelitian sebelumnya untuk meramalkan frekuensi kunjungan pasien rawat jalan. Menurut temuannya, penghitungan tidak dilakukan melalui sistem internet (Garg et al., 2012).

Peneliti berikutnya prediksi jumlah penumpang kereta api menggunakan model FTS dengan pendekatan algoritma PC dan partisi berdasarkan ranking frekuensi (Solikhin et al., 2021), sedangkan Solikhin et al. (2022) menggunakan pendekatan algoritma RoC dan penentuan partisi berdasarkan jumlah frekuensi.

Meskipun banyak penelitian telah dilakukan untuk menangani data deret waktu yang kompleks, dalam banyak aspek praktik peramalan saat ini sepenuhnya merupakan pendekatan berbasis teoretis dan statistik. Penerapan metodologi FTS juga memiliki kelemahan dalam menentukan panjang interval yang sesuai.

Disini kami menawarkan solusi terbaik untuk mengatasi kelemahan tersebut dengan menerapkan prosedur diskritisasi peristiwa dalam FTS untuk mengurangi kompleksitas pada semesta wacana.

Dalam penelitian ini, kami juga menggunakan model FTS untuk peramalan *offline* dari data kuantitas fisik perkembangan jumlah produksi komoditas strategis hortikultura biofarmaka pada empat jenis rimpang di Jawa Tengah.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Algoritma yang Diusulkan

#### A. Definisi Dasar yang Digunakan dalam Algoritma

Pada bagian ini merangkum definisi dasar yang diperlukan terkait algoritma yang digunakan.

##### 1) Fuzzy Set

Himpunan *fuzzy* adalah pasangan  $(A, m)$ , dimana  $A$  adalah himpunan dan  $m: A \rightarrow [0,1]$ . Untuk himpunan terhingga  $A = \{x_1, \dots, x_n\}$ , himpunan *fuzzy*  $(A, m)$  sering dilambangkan dengan  $\{(m(x_1)/x_1), \dots, (m(x_n)/x_n)\}$ . Untuk setiap  $x \in A$ ,  $m(x)$  disebut derajat keanggotaan  $x$  dalam  $(A, m)$ . Misalkan  $x \in A$ , maka  $x$  tidak termasuk dalam himpunan fuzzy  $(A, m)$  jika  $m(x) = 0$ ,  $x$  termasuk sepenuhnya jika  $m(x) = 1$  dan  $x$  disebut anggota fuzzy jika  $0 < m(x) < 1$ . Himpunan  $x \in A \mid m(x) > 0$  disebut dasar  $(A, m)$  dan himpunan  $x \in A \mid m(x) = 0$  disebut intinya.

##### 2) Time Series

Serangkaian pengamatan dilakukan secara berurutan dari waktu ke waktu. Dalam analisis domain waktu, *time series* diwakili oleh model matematika  $G(t) = O(t) + R(t)$ , di mana  $O(t)$  mewakili bagian sistematis atau teratur, dan  $R(t)$  mewakili bagian acak. Memang kedua komponen tidak dapat diamati secara terpisah dan mungkin terkait dengan beberapa parameter.

##### 3) Fuzzy Time Series

Misalkan  $Y(t)$  ( $t = \dots, 0, 1, 2, \dots$ ), Jadilah himpunan bagian dari bilangan real, Kosmologi di mana himpunan fuzzy  $fj(t)$  didefinisikan. Jika  $F(t)$  adalah himpunan  $f1(t), f2(t), \dots$ , maka  $F(t)$  disebut deret waktu fuzzy yang didefinisikan pada  $Y(t)$ .

##### 4) Fuzzy Relationship

Misalkan  $F(t - 1) = A_i$  dan  $F(t) = A_j$ . Hubungan antara dua pengamatan berurutan,  $F(t)$  dan  $F(t - 1)$ , disebut *Fuzzy Logic Relationship* (FLR), yang dapat dinotasikan  $A_i \rightarrow A_j$ , dimana  $A_i$  disebut *Left-Hand Side* (LHS) dan  $A_j$  adalah *Right-Hand Side* (RHS) dari FLR.

## B. Konsep Utama yang Digunakan dalam Algoritma

### 1) Proses Diskritisasi

Proses diskritisasi dalam teori FTS menyebabkan penurunan kompleksitas semesta pembicaraan diskursif. Proses ini sering dilakukan sebagai langkah awal dalam membuat semesta pembicaraan yang cocok untuk mengevaluasi kuantitatif peristiwa terkait pada waktu yang berbeda. Disini perbedaan data *time series* dapat memberikan akurasi peramalan yang lebih baik.

Dalam algoritma ini, *Percentage Change (PC)* waktu  $t$  ke waktu  $t + 1$  digunakan sebagai semesta pembicaraan. Fungsi diskritisasi peristiwa dapat didefinisikan sedemikian rupa, sehingga nilainya pada indeks waktu  $t$  berkorelasi dengan terjadinya peristiwa pada waktu tertentu di masa depan, seperti diberikan pada formula (1).

$$PC_{(t+1)} = (X_{(t+1)} - X_{(t)}) \setminus X_{(t)} \quad (1)$$

dimana  $X_{(t+1)}$  adalah nilai pada waktu  $t + 1$  indeks dan  $X_{(t)}$  adalah nilai aktual pada waktu  $t$  indeks. *PC* adalah persentase perubahan nilai dari waktu  $t$  ke  $t + 1$ . Sebagai contoh hasil perhitungan formula (1) diberikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Perhitungan *PC*

Waktu	Data	PC
2020/1	324	
2020/2	226	-30.25%
2020/3	248	9.73%
2020/4	252	1.61%
2020/5	263	4.37%

Contoh: Seperti yang diberikan pada Tabel 1, persentase perubahan pada waktu 2020/2 dihitung sebagai  $(226-324) \setminus 324$  yaitu sama dengan -30,25%. Demikian pula persentase perubahan waktu berikutnya dihitung dengan cara sama.

### 2) Mendefinisikan Semesta Pembicaraan ( $U$ )

Untuk menentukan semesta pembicaraan berdasarkan nilai *Percentage Change (PC)* yang diperoleh, melalui tahapan berikut ini:

a. Menentukan nilai terendah ( $D_{min}$ ) dan teratas ( $D_{max}$ ) pada data *PC*. Rumus (2) dapat digunakan untuk menentukan  $U$ .

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (2)$$

di mana  $D_1$  dan  $D_2$  bilangan positif untuk membantu membulatkan dalam mendefinisikan himpunan ( $U$ ).

b. Menghitung banyaknya interval menggunakan formula (3). Di mana  $n$  adalah jumlah data *PC*.

$$M = 1 + 3.33 * \log(n) \quad (3)$$

c. Menentukan panjang interval menggunakan rumus (4). Disini  $M$  merupakan banyak interval.

$$L = \frac{(D_{max} - D_{min})}{M} \tag{4}$$

3) Prosedur Partisi Berbasis Frekuensi

Setelah membagi semesta pembicaraan ( $U$ ) menjadi interval yang sama ( $u1, u2, u3, \dots un$ ), kemudian dipartisi berdasarkan jumlah frekuensi (Solikhin et al., 2022). Pada bagian ini kami mengadopsi dan memodifikasi metode yang telah digunakan sebelumnya (Garg et al., 2012) dan (Solikhin et al., 2021).

- a. Tentukan jumlah frekuensi pada data persentase perubahan yang bersesuaian pada setiap interval.
- b. Mempartisi interval menjadi beberapa sub-interval berdasarkan jumlah frekuensi masing-masing. Apabila jumlah frekuensi adalah 1 atau 0, maka interval tetap atau tidak dipartisi.
- c. Mengulangi cara yang sama untuk interval-interval berikutnya.

Sebagai contoh jumlah frekuensi pada data PC yang bersesuaian dengan setiap interval adalah diberikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Frekuensi PC dengan Interval

Interval	Jumlah Frekuensi PC
[-31.00, -17.33]	1
[-17.33, -3.67]	0
[-3.67, 10.00]	3

Pada Tabel 2, interval [-31.00, -17.33] dan interval [-17.33, -3.67] memiliki jumlah frekuensi data PC adalah 1 dan 0, maka kondisi interval tetap. Untuk interval [-3.67, 10.00] akan dibagi menjadi tiga sub interval yaitu; [-3.67, 0.89], [0.89, 5.44], dan [5.44, 10.00].

4) Defuzzifikasi

Tahapan ini dilakukan defuzzifikasi dan fuzzy set menggunakan rumus (5) (Jilani et al., 2007).

$$t_j = \begin{cases} \frac{1+0.5}{\frac{1}{a_1} + \frac{0.5}{a_2}} & , \text{if } j = 1, \\ \frac{0.5+1+0.5}{\frac{0.5}{a_{j-1}} + \frac{1}{a_j} + \frac{0.5}{a_{j+1}}} & , \text{if } 2 \leq j \leq n - 2, \\ \frac{0.5+1}{\frac{0.5}{a_{n-1}} + \frac{1}{a_n}} & , \text{if } j = n. \end{cases} \tag{5}$$

Dimana  $a_{(j-1)}$ ,  $a_j$  dan  $a_{(j+1)}$  masing-masing menyatakan nilai tengah dari interval fuzzy yang bersesuaian dengan  $x_{(j-1)}$ ,  $x_j$ , dan  $x_{(j+1)}$ . Fungsi  $t_j$  meramalkan PC pada riwayat data aktual dari satu periode ke periode berikutnya.

5) Prediksi

Nilai prediksi  $F(t)$  ditentukan oleh hasil prediksi persentase perubahan  $t_j$ . Rumus (6) digunakan untuk menentukan nilai prediksi  $F(t)$ .

$$F(t) = (t_j/100 * x_{(t-1)}) + x_{(t-1)} \tag{6}$$

di mana  $x_{(t-1)}$  sama dengan data aktual hingga  $t - 1$ .

2.2 Tahapan Penelitian

Dalam riset ini beberapa tahapan yang dilakukan meliputi; pengumpulan data, data pra pemrosesan, menerapkan model prediksi, dan uji keakuratan, diberikan pada Gambar 1.



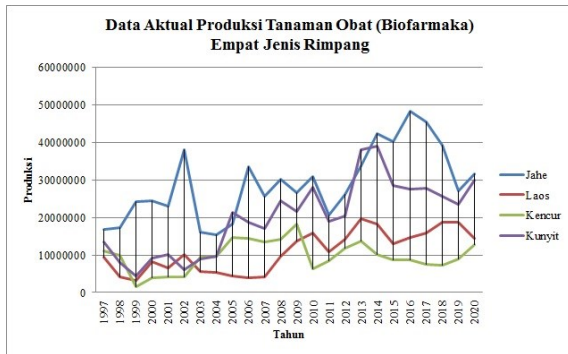
Gambar 1. Tahap Penelitian

- a) Pengumpulan data berdasarkan dokumen resmi data sekunder digital yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Fokus penelitian ini adalah data kuantitatif jumlah produksi biofarmaka untuk empat jenis rimpang di Jawa Tengah tahun 1997 hingga 2020, diberikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Aktual Jumlah Produksi Biofarmaka

Tahun	Jahe	Lengkuas	Kencur	Kunyit
1997	16887957	9424632	10981486	13517159
1998	17350176	4116854	9776633	8043723
1999	24242595	3197489	1598875	4481408
2000	24540058	8311275	3800992	9178640
2001	22930349	6476152	4174000	10031420
2002	38136819	10177746	4129715	5986288
2003	16081527	5596294	9512512	8921430
2004	15381511	5415182	9687521	9533020
2005	18289332	4401060	14769959	21284918
2006	33506317	4016961	14459104	18736733
2007	25690774	4193728	13431457	17023420
2008	30181984	9690084	14146547	24489124
2009	26601257	13634582	18161079	21476296
2010	30860553	15880568	6209325	28139446
2011	20639107	10946153	8397116	18928493
2012	26174641	14231059	11683983	20362434
2013	33760329	19580700	13625379	38158928
2014	42363430	18305869	10100291	38933038
2015	40301740	13055705	8764880	28573746
2016	48421766	14594301	8690536	27612177
2017	45352918	15768793	7580869	27908208
2018	39198453	18765630	7299350	25747866
2019	27071149	18681968	8854369	23457136
2020	31667414	14358832	12851560	30058632

- b) Tahap ini dilakukan proses pembersihan data yang bertujuan untuk menghapus nilai yang hilang, kemudian mengubah format kolom data sheet yang disesuaikan kebutuhan, mengubah data menjadi tipe numerik, dan uji stasioneritas untuk memastikan apakah tidak ada data bertambah atau berkurang.



Gambar 2. Grafik Data Aktual Produksi Biofarmaka

- c) Penerapan model FTS menggunakan pendekatan persentase perubahan dan partisi berbasis frekuensi.
- d) Uji akurasi prediksi dilakukan dalam tahap ini menggunakan teknik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan dalam penerapan model FTS menggunakan pendekatan persentase perubahan dan partisi berbasis frekuensi.

Berdasarkan rumus (1) diperoleh persentase perubahan produksi biofarmaka untuk empat jenis rimpang dari tahun ke tahun, ditunjukkan pada Tabel 3. Untuk nilai  $[D_{min}, D_{min}]$  pada jenis rimpang Jahe [-57.83%, 83.20%], Lengkuas [-56.32%, 159.93%], Kencur [-83.65%, 137.73%], dan Kunyit [-44.29%, 123.28%].

Tabel 3. Persentase Perubahan Produksi Biofarmaka 4 Jenis Rimpang dari Tahun-ke-Tahun

Tahun	Jahe	Lengkuas	Kencur	Kunyit
1997-98	2,74	-56,32	-10,97	-40,49
1998-99	39,73	-22,33	-83,65	-44,29
1999-00	1,23	159,93	137,73	104,82
2000-01	-6,56	-22,08	9,81	9,29
2001-02	66,32	57,16	-1,06	-40,33
2002-03	-57,83	-45,01	130,34	49,03
2003-04	-4,35	-3,24	1,84	6,86
2004-05	18,90	-18,73	52,46	123,28
2005-06	83,20	-8,73	-2,10	-11,97
2006-07	-23,33	4,40	-7,11	-9,14
2007-08	17,48	131,06	5,32	43,86
2008-09	-11,86	40,71	28,38	-12,30
2009-10	16,01	16,47	-65,81	31,03
2010-11	-33,12	-31,07	35,23	-32,73
2011-12	26,82	30,01	39,14	7,58
2012-13	28,98	37,59	16,62	87,40
2013-14	25,48	-6,51	-25,87	2,03
2014-15	-4,87	-28,68	-13,22	-26,61
2015-16	20,15	11,78	-0,85	-3,37
2016-17	-6,34	8,05	-12,77	1,07
2017-18	-13,57	19,00	-3,71	-7,74
2018-19	-30,94	-0,45	21,30	-8,90
2019-20	16,98	-23,14	45,14	28,14

Dari keempat jenis rimpang tersebut asumsikan menjadi himpunan semesta  $U$  setelah dilakukan pembulatan bilangan, ditentukannya banyak interval, dan panjang interval menggunakan rumus (2), (3), dan (4). Dengan demikian himpunan  $U$  untuk keempat rimpang adalah Jahe [-59.00, 84.00] yang

dapat dipartisi menjadi sebelas, Lengkuas [-57.00, 160.00] dipartisi menjadi tujuh, Kencur [-85.00, 139.00] dipartisi menjadi tujuh, dan Kunyit [-45.00, 124.00] dipartisi menjadi tigabelas.

Tabel 4, 5, 6, dan 7 menunjukkan perolehan jumlah frekuensi dari data PC untuk setiap interval.

Tabel 4. Interval dan Frekuensi untuk Jenis Rimpang Jahe

Interval	Frekuensi
[-59,00, -46,00]	1
[-46,00, -33,00]	1
[-33,00, -20,00]	2
[-20,00, -7,00]	2
[-7,00, 6,00]	6
[6,00, 19,00]	4
[19,00, 32,00]	4
[32,00, 45,00]	1
[45,00, 58,00]	0
[58,00, 71,00]	1
[71,00, 84,00]	1

Tabel 5. Interval dan Frekuensi untuk Jenis Rimpang Lengkuas

Interval	Frekuensi
[-57,00, -26,00]	4
[-26,00, 5,00]	9
[5,00, 36,00]	5
[36,00, 67,00]	3
[67,00, 98,00]	0
[98,00, 129,00]	0
[129,00, 160,00]	2

Tabel 6. Interval dan Frekuensi untuk Jenis Rimpang Kencur

Interval	Frekuensi
[-85,00, -53,00]	2
[-53,00, -21,00]	1
[-21,00, 11,00]	11
[11,00, 43,00]	5
[43,00, 75,00]	2
[75,00, 107,00]	0
[107,00, 139,00]	2

Tabel 7. Interval dan Frekuensi untuk Jenis Rimpang Kunyit

Interval	Frekuensi
[-45,00, -32,00]	4
[-32,00, -19,00]	1
[-19,00, -6,00]	5
[-6,00, 7,00]	4
[7,00, 20,00]	2
[20,00, 33,00]	2
[33,00, 46,00]	1
[46,00, 59,00]	1
[59,00, 72,00]	0
[72,00, 85,00]	0
[85,00, 98,00]	1
[98,00, 111,00]	1
[111,00, 124,00]	1

Perolehan jumlah frekuensi tersebut digunakan untuk mempartisi interval menjadi beberapa sub-interval. Pada tahapan ini juga menentukan setiap *fuzzy set*  $X_i$  berdasarkan sub-interval yang telah terbentuk seperti ditunjukkan pada Tabel 8, 9, 10, dan 11 di mana himpunan *fuzzy*  $X_i$  menunjukkan nilai linguistik persentase perubahan dari tahun ke tahun yang diwakili himpunan *fuzzy*.

Tabel 8. Interval *Fuzzy* Menggunakan Partisi berbasis Frekuensi untuk Jenis Rimpang Jahe

Fuzzy Set	Interval
X1	[-59,00, -46,00]
X2	[-46,00, -33,00]
X3	[-33,00, -26,50]
X4	[-26,50, -20,00]
X5	[-20,00, -13,50]
X6	[-13,50, -7,00]
X7	[-7,00, -4,83]
X8	[-4,83, -2,67]
X9	[-2,67, -0,50]
X10	[-0,50, 1,67]
X11	[1,67, 3,83]
X12	[3,83, 6,00]
X13	[6,00, 9,25]
X14	[9,25, 12,50]
X15	[12,50, 15,75]
X16	[15,75, 19,00]
X17	[19,00, 22,25]
X18	[22,25, 25,50]
X19	[25,50, 28,75]
X20	[28,75, 32,00]
X21	[32,00, 45,00]
X22	[45,00, 58,00]
X23	[58,00, 71,00]
X24	[71,00, 84,00]

Tabel 9. Interval *Fuzzy* Menggunakan Partisi Berbasis Frekuensi untuk Jenis Rimpang Lengkuas

Fuzzy Set	Interval
X1	[-57,00, -49,25]
X2	[-49,25, -41,50]
X3	[-41,50, -33,75]
X4	[-33,75, -26,00]
X5	[-26,00, -22,56]
X6	[-22,56, -19,11]
X7	[-19,11, -15,67]
X8	[-15,67, -12,22]
X9	[-12,22, -8,78]
X10	[-8,78, -5,33]
X11	[-5,33, -1,89]
X12	[-1,89, 1,56]
X13	[1,56, 5,00]
X14	[5,00, 11,20]
X15	[11,20, 17,40]
X16	[17,40, 23,60]
X17	[23,60, 29,80]
X18	[29,80, 36,00]
X19	[36,00, 46,33]
X20	[46,33, 56,67]
X21	[56,67, 67,00]
X22	[67,00, 98,00]
X23	[98,00, 129,00]
X24	[129,00, 144,50]
X25	[144,50, 160,00]

Tabel 10. Interval *Fuzzy* Menggunakan Partisi Berbasis Frekuensi untuk Jenis Rimpang Kencur

Fuzzy set	Interval
X1	[-85,00, -69,00]
X2	[-69,00, -53,00]
X3	[-53,00, -21,00]
X4	[-21,00, -18,09]
X5	[-18,09, -15,18]
X6	[-15,18, -12,27]
X7	[-12,27, -9,36]
X8	[-9,36, -6,45]
X9	[-6,45, -3,55]
X10	[-3,55, -0,64]

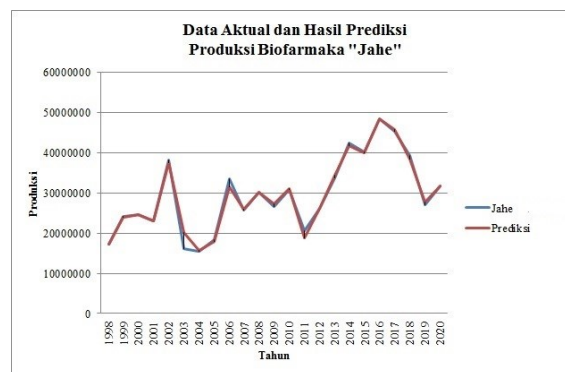
Tabel 10. Interval *Fuzzy* Menggunakan Partisi Berbasis Frekuensi untuk Jenis Rimpang Kencur (lanjutan)

Fuzzy set	Interval
X11	[-0,64, 2,27]
X12	[2,27, 5,18]
X13	[5,18, 8,09]
X14	[8,09, 11,00]
X15	[11,00, 17,40]
X16	[17,40, 23,80]
X17	[23,80, 30,20]
X18	[30,20, 36,60]
X19	[36,60, 43,00]
X20	[43,00, 59,00]
X21	[59,00, 75,00]
X22	[75,00, 107,00]
X23	[107,00, 123,00]
X24	[123,00, 139,00]

Tabel 11. Interval *Fuzzy* Menggunakan Partisi Berbasis Frekuensi untuk Jenis Rimpang Kunyit

Fuzzy Set	Interval
X1	[-45,00, -41,75]
X2	[-41,75, -38,50]
X3	[-38,50, -35,25]
X4	[-35,25, -32,00]
X5	[-32,00, -19,00]
X6	[-19,00, -16,40]
X7	[-16,40, -13,80]
X8	[-13,80, -11,20]
X9	[-11,20, -8,60]
X10	[-8,60, -6,00]
X11	[-6,00, -2,75]
X12	[-2,75, 0,50]
X13	[0,50, 3,75]
X14	[3,75, 7,00]
X15	[7,00, 13,50]
X16	[13,50, 20,00]
X17	[20,00, 26,50]
X18	[26,50, 33,00]
X19	[33,00, 46,00]
X20	[46,00, 59,00]
X21	[59,00, 72,00]
X22	[72,00, 85,00]
X23	[85,00, 98,00]
X24	[98,00, 111,00]
X25	[111,00, 124,00]

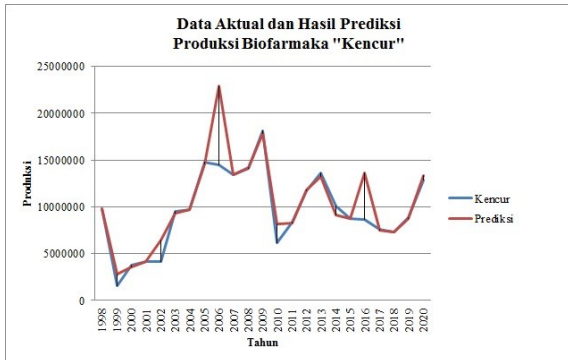
Tahap ini dilakukan *defuzzifikasi* menggunakan rumus (5). Fungsi  $t_j$  menghasilkan prediksi persentase perubahan. Dengan demikian hasil prediksi  $F(t)$  ditentukan oleh hasil peramalan  $t_j$ . Rumus (6) digunakan untuk menentukan nilai  $F(t)$ . Hasil prediksi ditunjukkan pada Gambar 3, 4, 5, dan 6 beserta Tabel 13, 14, 15, dan 16.



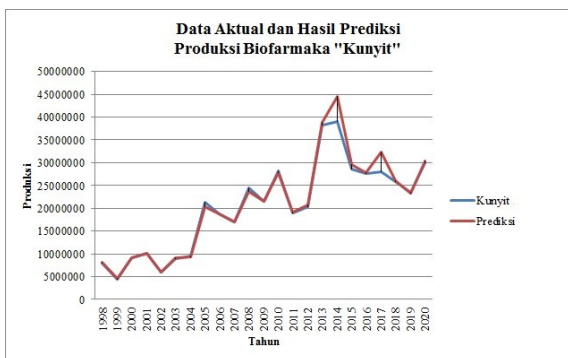
Gambar 3. Grafik Hasil Prediksi Biofarmaka Jahe



Gambar 4. Grafik Hasil Prediksi Biofarmaka Lengkuas



Gambar 5. Grafik Hasil Prediksi Biofarmaka Kencur



Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi Biofarmaka Kunyit

Untuk mengetahui hasil kinerja prediksi dilakukan uji akurasi dengan menghitung tingkat kesalahan (*error*) (Solikhin and Yudatama, 2019). Penelitian ini menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) seperti ditunjukkan pada formula 7.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \times 100\% \tag{7}$$

Di mana  $n$  = jumlah data,  $F_i$  = nilai prediksi,  $A_i$  = nilai aktual. Berdasarkan rumus (7), hasil selisih nilai aktual dan prediksi dibagi dengan nilai aktual yang menghasilkan nilai mutlak (*absolute*), selanjutnya dikalikan dengan seratus persen.

Dengan demikian nilai MAPE akan selalu positif. Hasil perhitungan MAPE ditunjukkan pada Tabel 13, 14, 15, dan 16.

Hasil prediksi harus dievaluasi untuk menghindari masalah dalam menafsirkan pengukuran yang tepat dalam kaitannya dengan signifikansi nilai aktual dan prediksi (Solikhin and Yudatama, 2019), (Solikhin et al., 2022) atau Signifikansi MAPE dalam Prediksi (Chang et al., 2007) dengan mengacu pada Tabel 12.

Tabel 12. Signifikansi MAPE dalam Prediksi (Chang et al., 2007)

MAPE	Signifikansi
< 10%	Sangat Baik
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Cukup
> 50%	Buruk

Tabel 13. Hasil Prediksi Produksi Biofarmaka Jenis Rimpang Jahe

Tahun	Produksi	PC	Fuzzy set	$t_j$	$F(t)$	Error	MAPE
1997	16887957	-	-	-	-	-	-
1998	17350176	2,74	X11	1,52	17143822	206354	0,0119
1999	24242595	39,73	X21	38,36	24004934	237661	0,0098
2000	24540058	1,23	X10	1,27	24550289	-10231	0,0004
2001	22930349	-6,56	X7	-5,70	23142463	-212114	0,0093
2002	38136819	66,32	X23	63,16	37413791	723028	0,0190
2003	16081527	-57,83	X1	-47,31	20094333	-4012806	0,2495
2004	15381511	-4,35	X8	-3,00	15599073	-217562	0,0141
2005	18289332	18,9	X16	17,07	18006463	282869	0,0155
2006	33506317	83,2	X24	72,62	31571240	1935077	0,0578
2007	25690774	-23,33	X4	-22,30	26032919	-342145	0,0133
2008	30181984	17,48	X16	17,07	30075067	106917	0,0035
2009	26601257	-11,86	X6	-9,44	27333856	-732599	0,0275
2010	30860553	16,01	X16	17,07	31140929	-280376	0,0091
2011	20639107	-33,12	X2	-38,72	18909981	1729126	0,0838
2012	26174641	26,82	X19	26,93	26196990	-22349	0,0009
2013	33760329	28,98	X20	31,08	34310739	-550410	0,0163
2014	42363430	25,48	X18	23,65	41745230	618200	0,0146
2015	40301740	-4,87	X7	-5,70	39950766	350974	0,0087
2016	48421766	20,15	X17	20,37	48509480	-87714	0,0018
2017	45352918	-6,34	X7	-5,70	45664070	-311152	0,0069
2018	39198453	-13,57	X5	-15,39	38374867	823586	0,0210
2019	27071149	-30,94	X3	-29,51	27631572	-560423	0,0207
2020	31667414	16,98	X16	17,07	31691011	-23597	0,0007
						<b>MAPE</b>	<b>0,0268</b>



Tabel 14. Hasil Prediksi Produksi Biofarmaka Jenis Rimpang "Lengkuas"

Tahun	Produksi	PC	Fuzzy set	$t_j$	$F_{(t)}$	Error	MAPE
1997	9424632	-	-	-	-	-	-
1998	4116854	-56,32	X1	-50,26	4687495	-570.641	0,1386
1999	3197489	-22,33	X6	-20,55	3270995	-73.506	0,0230
2000	8311275	159,93	A25	146,71	7888433	422.842	0,0509
2001	6476152	-22,08	X6	-20,55	6603620	-127.468	0,0197
2002	10177746	57,16	X21	62,61	10531171	-353.425	0,0347
2003	5596294	-45,01	X2	-44,70	5627952	-31.658	0,0057
2004	5415182	-3,24	X11	-0,59	5563162	-147.980	0,0273
2005	4401060	-18,73	X7	-17,04	4492330	-91.270	0,0207
2006	4016961	-8,73	X10	-6,10	4132594	-115.633	0,0288
2007	4193728	4,40	X13	-0,75	3986800	206.928	0,0493
2008	9690084	131,06	X24	133,32	9784630	-94.546	0,0098
2009	13634582	40,71	X19	40,65	13629240	5.342	0,0004
2010	15880568	16,47	X15	12,82	15382060	498.508	0,0314
2011	10946153	-31,07	X4	-29,69	11165079	-218.926	0,0200
2012	14231059	30,01	X18	32,64	14519359	-288.300	0,0203
2013	19580700	37,59	X19	40,65	20016185	-435.485	0,0222
2014	18305869	-6,51	X10	-6,10	18386269	-80.400	0,0044
2015	13055705	-28,68	X4	-29,69	12870225	185.480	0,0142
2016	14594301	11,78	X15	12,82	14728991	-134.690	0,0092
2017	15768793	8,05	X14	6,43	15533261	235.532	0,0149
2018	18765630	19,00	X16	19,52	18846468	-80.838	0,0043
2019	18681968	-0,45	X12	-0,33	18703561	-21.593	0,0012
2020	14358832	-23,14	X5	-24,41	14120976	237.856	0,0166
						<b>MAPE</b>	<b>0,0247</b>

Tabel 15. Hasil Prediksi Produksi Biofarmaka Jenis Rimpang "Kencur"

Tahun	Produksi	PC	Fuzzy set	$t_j$	$F_{(t)}$	Error	MAPE
1997	10981486	-	-	-	-	-	-
1998	9776633	-10,97	X7	-10,41	9838445	-61.812	0,0063
1999	1598875	-83,65	X1	-70,81	2853893	-1.255.018	0,7849
2000	3800992	137,73	X24	125,19	3600569	200.423	0,0527
2001	4174000	9,81	X14	9,29	4154021	19.979	0,0048
2002	4129715	-1,06	X10	55,29	6481992	-2.352.277	0,5696
2003	9512512	130,34	X24	125,19	9299867	212.645	0,0224
2004	9687521	1,84	X11	1,78	9681991	5.530	0,0006
2005	14769959	52,46	X20	50,46	14576092	193.867	0,0131
2006	14459104	-2,1	X10	55,29	22936934	-8.477.830	0,5863
2007	13431457	-7,11	X8	-7,33	13398797	32.660	0,0024
2008	14146547	5,32	X13	5,93	14227802	-81.255	0,0057
2009	18161079	28,38	X17	26,22	17855709	305.370	0,0168
2010	6209325	-65,81	X2	-54,94	8182591	-1.973.266	0,3178
2011	8397116	35,23	X18	32,78	8244454	152.662	0,0182
2012	11683983	39,14	X19	40,08	11762720	-78.737	0,0067
2013	13625379	16,62	X15	13,60	13272799	352.580	0,0259
2014	10100291	-25,87	X3	-32,89	9143769	956.522	0,0947
2015	8764880	-13,22	X6	-13,41	8745901	18.979	0,0022
2016	8690536	-0,85	X10	55,29	13611376	-4.920.840	0,5662
2017	7580869	-12,77	X6	-13,41	7525186	55.683	0,0073
2018	7299350	-3,71	X9	-3,98	7278791	20.559	0,0028
2019	8854369	21,3	X16	19,56	8726768	127.601	0,0144
2020	12851560	45,14	X20	50,46	13322510	-470.950	0,0366
						<b>MAPE</b>	<b>0,1373</b>

Tabel 16. Hasil Prediksi Produksi Biofarmaka Jenis Rimpang "Kunyit"

Tahun	Produksi	PC	Fuzzy set	$t_j$	$F_{(t)}$	Error	MAPE
1997	13517159	-	-	-	-	-	-
1998	8043723	-40,49	X2	-39,99	8111249	-67.526	0,0084
1999	4481408	-44,29	X1	-42,23	4646480	-165.072	0,0368
2000	9178640	104,82	X24	103,69	9127960	50.680	0,0055
2001	10031420	9,29	X15	9,07	10011415	20.005	0,0020
2002	5986288	-40,33	X2	-39,99	6019560	-33.272	0,0056
2003	8921430	49,03	X20	50,84	9029691	-108.261	0,0121
2004	9533020	6,86	X14	4,25	9300968	232.052	0,0243
2005	21284918	123,28	X25	112,82	20288325	996.593	0,0468
2006	18736733	-11,97	X8	-12,22	18683130	53.603	0,0029
2007	17023420	-9,14	X9	-9,55	16948051	75.369	0,0044
2008	24489124	43,86	X19	38,72	23615642	873.482	0,0357
2009	21476296	-12,30	X8	-12,22	21495666	-19.370	0,0009
2010	28139446	31,03	X18	29,51	27813632	325.814	0,0116
2011	18928493	-32,73	X4	-31,79	19193074	-264.581	0,0140
2012	20362434	7,58	X15	9,07	20645870	-283.436	0,0139

Tabel 16. Hasil Prediksi Produksi Biofarmaka Jenis Rimpang "Kunyit" (lanjutan)

Tahun	Produksi	PC	Fuzzy set	$t_i$	$F_{(t)}$	Error	MAPE
2013	38158928	87,40	X23	90,57	38804097	-645.169	0,0169
2014	38933038	2,03	X13	16,78	44563203	-5.630.165	0,1446
2015	28573746	-26,61	X5	-24,29	29475715	-901.969	0,0316
2016	27612177	-3,37	X11	-2,70	27803054	-190.877	0,0069
2017	27908208	1,07	X13	16,78	32246374	-4.338.166	0,1554
2018	25747866	-7,74	X10	-6,63	26058617	-310.751	0,0121
2019	23457136	-8,90	X9	-9,55	23289874	167.262	0,0071
2020	30058632	28,14	X18	29,51	30378988	-320.356	0,0107
						<b>MAPE</b>	<b>0,0265</b>

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil riset yang telah dijelaskan dalam makalah ini, disimpulkan bahwa model FTS dengan pendekatan persentase perubahan dan partisi berbasis frekuensi sangat cocok untuk menangani prediksi data *time series*.

Seperti yang ditunjukkan dalam eksperimen ini, model FTS yang kami usulkan memiliki hasil yang luar biasa dalam menangani prediksi perkembangan jumlah produksi tanaman obat (biofarmaka) karena keakuratan hasil yang diperoleh dapat diklasifikasikan sangat baik dengan rata-rata kesalahan persentase absolut adalah kurang dari sepuluh persen untuk setiap jenis rimpang. Hal ini ditunjukkan pada hasil uji kesalahan yang sangat kecil yaitu Jahe 0,03%, Lengkuas 0,02%, Kencur 0,14%, dan Kunyit 0,03%.

Dengan demikian, berdasarkan informasi dari hasil eksperimen yang diberikan, pihak yang berkompeten dapat menggunakan hasil prediksi sebagai pendukung keputusan untuk menetapkan kebijakan ke depan dalam merencanakan, mengelola, dan mengembangkan produksi tanaman obat (biofarmaka) di Indonesia, khususnya untuk empat jenis rimpang seperti Jahe, Lengkuas, Kencur, dan Kunyit di Jawa Tengah.

Kedepannya, diharapkan peneliti lain dapat menggunakan dan lebih menyempurnakan model prediksi ini, sehingga dapat diterapkan pada prediksi yang tidak terbatas pada masalah produksi, melainkan pada situasi lain yang lebih luas dan lebih rumit tentunya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- GARG, B., BEG, M. S., & ANSARI, A. Q., 2012. August. A new computational fuzzy time series model to forecast number of outpatient visits. In *2012 Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS)* (pp. 1-6). IEEE. doi: 10.1109/NAFIPS.2012.6290977.
- Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian (Dirjen Hortikultura Kementan), 2021. Sejarah. [online] Tersedia di: <[https://hortikultura.pertanian.go.id/?page\\_id=5905](https://hortikultura.pertanian.go.id/?page_id=5905)> [Diakses 18 Februari 2022]

Program Studi Doktor Ilmu Pertanian Universitas Medan Area (Doktor Pertanian UMA), 2020. Pertanian Hortikultura Dunia. [online] Tersedia di: <<https://doktor.pertanian.uma.ac.id/2020/09/07/pertanian-hortikultura-dunia/>> [Diakses 18 Februari 2022]

Fakultas Ilmu Pertanian Universitas Medan Area (Pertanian UMA), 2020. Tanaman Hortikultura. [online] Tersedia di: <<https://pertanian.uma.ac.id/tanaman-hortikultura/>> [Diakses 19 Februari 2022]

Trop BRC (Tropical Biopharmaca Research Center), 2013. Quality of Herbal Medicine Plants and Traditional Medicine. [online] Tersedia di: <<http://biofarmaka.ipb.ac.id/brc-news/brc-article/587-quality-of-herbal-medicine-plants-and-traditional-medicine-2013>> [Diakses 19 Februari 2022]

SALIM, Z., & MUNADI, E., 2017. Info Komoditi Tanaman Obat. Badan Pengkajian dan Pengembangan Perdagangan Kementerian Perdagangan Republik Indonesia.

Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian (Litbang Pertanian) Departemen Pertanian, 2007. Prospek dan Arah Pengembangan Agribisnis Tanaman Obat. Edisi Kedua. Jakarta Barat, Pusat Penelitian dan Pengembangan Perkebunan. [online] Tersedia di: <[https://www.litbang.pertanian.go.id/special/publikasi/doc\\_perkebunan/tanamanobat/tan-obat-bagian-a.pdf](https://www.litbang.pertanian.go.id/special/publikasi/doc_perkebunan/tanamanobat/tan-obat-bagian-a.pdf)> [Diakses 19 Februari 2022]

LOGAN, T. M., MCLEOD, S., & GUIKEMA, S., 2016. Predictive models in horticulture: A case study with Royal Gala apples. *Scientia Horticulturae*, 209, pp.201-213, doi: 10.1016/j.scienta.2016.06.033.

IVANOV, D., TSIPOULANIDIS, A., & SCHÖNBERGER, J., 2019. Digital supply chain, smart operations and industry 4.0. In *Global Supply Chain and Operations Management* (pp. 481-526). Springer, Cham, doi: 10.1007/978-3-319-94313-8\_16.

CHRISTYAWAN, T. Y., SYAUQI HARIS, M., RODY, R., & MAHMUDY, W., 2018. Optimization of Fuzzy Time Series Interval

- Length Using Modified Genetic Algorithm for Forecasting. *International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, pp. 60-65, doi: 10.1109/SIET.2018.8693219.
- KUMAR, S., & GANGWAR, S. S., 2016. Intuitionistic Fuzzy Time Series: An Approach for Handling Nondeterminism in Time Series Forecasting. in *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 24, no. 6, pp. 1270-1281, Dec. 2016, doi: 10.1109/TFUZZ.2015.2507582.
- TELEZHKIN, V., RAGOZIN, A., & SAIDOV, B., 2021. Prediction of Signals in Control Systems Based on Fuzzy Time Series. *International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*, pp. 950-954, doi: 10.1109/ICIEAM51226.2021.9446390.
- SONG, Q., & CHISSOM, B. S., 1993. Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part I. *Fuzzy sets and systems*, 54(1), pp.1-9, doi: 10.1016/0165-0114(93)90355-L.
- JIANG, P., YANG, H., LI, R., & LI, C., 2020. Inbound tourism demand forecasting framework based on fuzzy time series and advanced optimization algorithm. *Applied Soft Computing*, 92, p.106320, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106320.
- SUN, S., WEI, Y., TSUI, K. L., & WANG, S., 2019. Forecasting tourist arrivals with machine learning and internet search index. *Tourism Management*, 70, pp.1-10 doi: 10.1016/j.tourman.2018.07.010.
- YOLCU, O. C., & ALPASLAN, F., 2018. Prediction of TAIEX based on hybrid fuzzy time series model with single optimization process. *Applied Soft Computing*, 66, pp.18-33, doi: 10.1016/j.asoc.2018.02.007.
- E SILVA, P. C. D. L., JUNIOR, C. A. S., ALVES, M. A., SILVA, R., COHEN, M. W., & GUIMARÃES, F. G., 2020. Forecasting in non-stationary environments with fuzzy time series. *Applied Soft Computing*, 97, p.106825, doi: 10.1016/j.asoc.2020.106825.
- TANUWIJAYA, B. et al., 2020. A Novel Single Valued Neutrosophic Hesitant Fuzzy Time Series Model: Applications in Indonesian and Argentinian Stock Index Forecasting. in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 60126-60141, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2982825.
- SOLIKHIN, S., LUTFI, S., PURNOMO, P., & HARDIWINOTO, H., 2021. Prediction of passenger train using fuzzy time series and percentage change methods. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(6), pp.3007-3018, doi: 10.11591/eei.v10i6.2822.
- SOLIKHIN, S., LUTFI, S., PURNOMO, P., & HARDIWINOTO, H., 2022. A machine learning approach in Python is used to forecast the number of train passengers using a fuzzy time series model. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(5), doi: 10.11591/eei.v11i5.3518.
- SOLIKHIN, S., & YUDATAMA, U., 2019. Fuzzy Time Series dan Algoritme Average Based Length untuk Prediksi Pekerja Migran Indonesia. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(4), pp.369-376, doi: 10.25126/jtiik.2019641177.
- CHENG, C. H., CHENG, G. W., & WANG, J. W., 2008. Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering. *Expert systems with applications*, 34(2), pp.1235-1242, doi: 10.1016/j.eswa.2006.12.013.
- SINGH, S. R., 2009. A computational method of forecasting based on high-order fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 36(7), pp.10551-10559, doi: 10.1016/j.eswa.2009.02.061.
- BURNEY, S. M. A., & ALI, S. M., 2019. Sales Forecasting for Supply Chain Demand Management - A Novel Fuzzy Time Series Approach. 2019 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS), pp. 1-4, doi: 10.1109/MACS48846.2019.9024810.
- RUBIO, A., BERMÚDEZ, J. D., & VERCHER, E., 2017. Improving stock index forecasts by using a new weighted fuzzy-trend time series method. *Expert Systems with Applications*, 76, pp.12-20, doi: 10.1016/j.eswa.2017.01.049.
- SINGH, P., 2017. An efficient method for forecasting using fuzzy time series. In *Emerging research on applied fuzzy sets and intuitionistic fuzzy matrices* (pp. 287-304). IGI Global, doi: 10.4018/978-1-5225-0914-1.ch013.
- CHEN, S. M., & PHUONG, B. D. H., 2017. Fuzzy time series forecasting based on optimal partitions of intervals and optimal weighting vectors. *Knowledge-Based Systems*, 118, pp.204-216, doi: 10.1016/j.knosys.2016.11.019.
- DEL CAMPO, R. G., GARMENDIA, L., RECASENS, J., & MONTERO, J., 2017, July. Hesitant fuzzy sets and relations using lists. In *2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-6). IEEE, doi: 10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015516.

- CHENG, S. H., CHEN, S. M., & JIAN, W. S., 2015, October. A novel fuzzy time series forecasting method based on fuzzy logical relationships and similarity measures. In *2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics* (pp. 2250-2254). IEEE, doi: 10.1109/SMC.2015.393.
- CHENG, S. H., CHEN, S. M., & JIAN, W. S., 2016. Fuzzy time series forecasting based on fuzzy logical relationships and similarity measures. *Information Sciences*, 327, pp.272-287, doi: 10.1016/j.ins.2015.08.024.
- CHEN, S. M., & CHEN, S. W., 2014. Fuzzy forecasting based on two-factors second-order fuzzy-trend logical relationship groups and the probabilities of trends of fuzzy logical relationships. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 45(3), pp.391-403, doi: 10.1109/TCYB.2014.2326888.
- LIU, G., XIAO, F., LIN, C. T., & CAO, Z., 2020. A fuzzy interval time-series energy and financial forecasting model using network-based multiple time-frequency spaces and the induced-ordered weighted averaging aggregation operation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28(11), 2677-2690, doi: 10.1109/TFUZZ.2020.2972823.
- JILANI, T. A., BURNEY, S. M. A., & ARDIL, C., 2010. Fuzzy metric approach for fuzzy time series forecasting based on frequency density based partitioning. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 4(7), pp.1194-1199, doi: 10.5281/zenodo.1077541.
- Badan Pusat Statistik (BPS), 2022. Produksi Tanaman Biofarmaka (Obat). [online] Tersedia di:<<https://www.bps.go.id/indicator/55/63/1/produksi-tanaman-biofarmaka-obat-.html>> [Diakses 18 Februari 2022]
- CHANG, P.C., WANG, Y.W. and LIU, C.H., 2007. The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting. *Expert Systems with Applications*, 32(1), pp.86-96, doi: 10.1016/j.eswa.2005.11.021.