BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

1.1 Tinjauan Statistik

1.1.1 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu seni dan ilmu pengetahuan dalam memprediksi peristiwa pada masa mendatang. Peramalan adalah metode untuk memperkirakan suatu nilai di masa depan dengan menggunakan data masa lalu. Peramalan juga dapat diartikan sebagai dan ilmu untuk memperkirakan kejadian pada masa yang akan datang. Dengan kata lain peramalan adalah estimasi untuk memperkirakan suatu permasalahan atau jumlah di masa yang akan datang. Peramalan dibuat untuk mengupayakan beberapa hal berikut (Heizer, 2015):

1. Meminimunkan suatu masalah atau jumlah di masa mendatang
2. Dapat secara cepat menyelesaikan suatu masalah, karena sebelumnya telah diketahui sebab akibatnya.

2.1.2 *Time Series*

Time series atau runtun waktu adalah rangkaian pengamatan mengenai data terurut yang dianalisa menggunakan pola keterhubungan antara variabel penelitian dengan variabel waktu yang dicatat secara beruntun (Wei, 2006). Prinsip dasar *time series* yaitu adanya hubungan antara pengamatan saat ini yang dipengaruhi oleh beberapa pengamatan terdahulu. Analisis *time series* merupakan metode statistika untuk meramalkan probabilitas suatu peristiwa di masa mendatang dalam pengambilan keputusan. Tujuan analisis data *time* *series* yaitu memaksimalkan sistem kendali dan menginterpretasi segala perubahan data selama satu periode menggunakan data dimasa lalu untuk meramalkan nilai variabel di masa mendatang. Peramalan menggunakan time series perlu memperhatikan tipe atau pola antar data, jenis data yang dijumpai sehari-hari dikumpulkan sesuai interval baik harian, mingguan, atau bulanan yang nantinya dapat dilihat pola data agar didapatkan metode yang tepat dan hasil prediksi yang akurat (Hanke & Wichern, 2009).

2.1.3 *Fuzzy Time Series* (FTS)

Fuzzy Time Series (FTS) pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993. Jika U adalah himpunan semesta, di mana $U = \{u1, u2, u3, \ldots, un\}$, maka suatu himpunan kabur A dari U dapat didefinisikan sebagai berikut:

Definisi 1

Misalkan U adalah himpunan semesta, dengan $U = \{u_1, u_2, \ldots u_n\}$, maka himpunan *fuzzy* dari himpunan semesta didefinisikan sebagai berikut:

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n} \quad (2.1)$$

dengan f_{Ai} merupakan fungsi keanggotaan dari himpunan kabur A_i , u_k adalah elemen dari himpunan kabur A_i dan f_{Ai} (u_k) adalah derajat keanggotaan dari u_k pada A_i , $k = 1, 2, 3, \ldots, n$.

Definisi 2

Misalkan $Y_{(t)}, t = \cdots, 0, 1, \ldots, n$ sebuah himpunan bagian dari R, yang menjadi himpunan semesta dengan himpunan *fuzzy* $f_i(t)(t = 1,2, \ldots)$ telah didefinisikan sebelumnya dan dijadikan $F(t)$ menjadi kumpulan dari $f_i(t)(t = 0,1,2, \dots)$, maka $f(t)$ dinyatakan sebagai *fuzzy time series* terhadap $Y(t)(t = \cdots, 0,1,2, \dots)$.

Definisi 3

Andaikan bahwa $F_{(t)}$ disebabkan oleh $F(t-1)$, maka relasi dari $F_{(t)}$ dapat ditulis sebagai $F_{(t)} = F_{(t-1)} \circ R_{(t-1,t)}$ dimana $'\circ'$ merupakan operator komposisi, dengan $R_{(t-1,t)}$ adalah matriks relasi untuk menggambarkan hubungan *fuzzy* antara $F_{(t-1)}$ dan $F_{(t)}$ maka dapat dikatakan $F_{(t)}$ diakibatkan oleh $F_{(t-1)}$.

Definisi 4

Misalkan $F_t = A_j$ dipengaruhi $F_{(t-1)} = A_i$, maka *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) yang dapat dinotasikan $A_i \rightarrow A_j$ dimana A_i adalah sisi kiri (*current state*) dan A_j disebut sisi kanan (*next state*) dari FLR,

Definisi 5

Menurut Tsaur (2012) apabila terdapat *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dengan himpunan *fuzzy* yang sama pada *state* A_2maka transisi menuju *state* yang lain $A_j = 1,2, \dots, n$ seperti $A_2 \rightarrow A_3, A_2 \rightarrow A_2, A_2 \rightarrow A_1$ dapat dikelompokkan menjadi *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) sebagai berikut:

$$A_2 \rightarrow A_1, A_2, A_2, A_2, A_3 \quad (2.2)$$

Banyak model yang dapat digunakan untuk menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR). Perkembangan metode *fuzzy time series* yang dahulu dikemukakan oleh Song dan Chissom (1993), dimodifikasi kembali oleh Chen (1996) menjadi lebih sederhana dengan menghapus operasi matriks menjadi model aritmatika. Berikut tahap penelitian *fuzzy time series* menurut Chen (1996):

1. Menentukan U sebagai himpunan semesta

Himpunan semesta adalah nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy* atau himpunan bilangin real yang senantiasa naik (bertambah) secara monoton dari kiri ke kanan. dari data historis yang dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} - D_2] \quad (2.3)$$

Dimana D_{min} dan D_{max} merupakan data terkecil dan data terbesar dari himpunan semesta U, dengan D_1 dan D_2 merupakan bilangan acak dari himpunan semesta yang bernilai positif.

2. Mempartisi menjadi beberapa interval sama panjang.

   Menentukan interval dapat dilakukan dengan menggunakan metode *sturgges* dengan mengurangi nilai terkecil D_{min} dan menambahkan nilai terbesar D_{max} . Setelah mendapatkan interval dari pembagian himpunan semesta U maka dapat dihitung nilai tengah dari setiap interval yang dapat didefinisikan dengan rumus:

$$l = \frac{(Dmax + D_2 - (Dmin - D_1)}{k} \quad (2.4)$$

Keterangan:

l = Panjang Interval

$D_1; D_2$ = Bilangan positif

k = Interval

3. Menentukan himpunan *fuzzy* untuk himpunan semesta *U*.

Himpunan *fuzzy* merupakan kelas dari objek-objek dengan rangkaian tingkatan keanggotaan. Himpunan *fuzzy* A_i merupakan nilai linguistik dari data penelitian yang diwakili himpunan *fuzzy* A_i dengan $1 \leq i \leq n$. Jumlah nilai linguistik yang ditentukan menjadi himpunan *fuzzy* tidak memiliki batasan khusus, namun setiap himpunan *fuzzy* $A_i (i = 1,2, \dots, n)$ perlu didefinisikan agar mempermudah jumlah n interval, yaitu $u_1 = [d_1; d_2], \dots, u_n = [d_n; d_{n+1}]$. Menurut Vivianti (2020) menentukan himpunan *fuzzy* yang sesuai dengan interval yang telah di partisi dari himpunan semesta U dapat ditentukan berdasarkan persamaan $A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n}$ dimana $A_1, A_2, \dots, A_n$ didefinisikan sebagai berikut:

$$
\begin{aligned}
A_1 &= \left\{ {}^{1}/_{u_1} + {}^{0,5}/_{u_2} + {}^{0}/_{u_3} + {}^{0}/_{u_4} + \cdots + {}^{0}/_{u_n} \right\} \\
A_2 &= \left\{ {}^{0,5}/_{u_1} + {}^{1}/_{u_2} + {}^{0,5}/_{u_3} + {}^{0}/_{u_4} + \cdots + {}^{0}/_{u_n} \right\} \\
A_3 &= \left\{ {}^{0}/_{u_1} + {}^{0,5}/_{u_2} + {}^{1}/_{u_3} + {}^{0,5}/_{u_4} + \cdots + {}^{0}/_{u_n} \right\} \qquad (2.5) \\
&\vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \vdots \qquad \cdots \qquad \vdots \\
A_{50} &= \left\{ {}^{0}/_{u_1} + {}^{0}/_{u_2} + {}^{0}/_{u_3} + \cdots + {}^{0}/_{u_{n-1}} + \cdots + {}^{0}/_{u_n} \right\}
\end{aligned}
$$

u_i merupakan anggota himpunan *fuzzy* ke-i dengan simbol "/" menyatakan derajat keanggotaan u_i terhadap $A_i (i = 1,2, \dots, n)$ yang bernilai 0, 0.5, atau 1 dimana $1 \leq i \leq n, n$ adalah banyaknya himpunan *fuzzy*. Aturan untuk menentukan derajat keanggotaan u_i adalah sebagai berikut:

$$A_i = \sum_{j=1}^{n} \frac{\mu_{ij}}{u_{ij}} \tag{2.6}$$

Dimana μ_{ij} merupakan derajat keanggotaan pada yang ditentukan sebagai berikut:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1 & ; i = j \\ 0{,}5; j = i - 1 \; atau \; i = j - 1 \\ 0 & ; lainnya \end{cases} \tag{2.7}$$

Berikut ini terdapat beberapa aturan, diantaranya:

Aturan 1: Apabila data historis (Y_t) merupakan u_i, maka derajat keanggotaan u_i adalah 1. u_{i+1} adalah 0,5 dan lainnya adalah 0.

Aturan 2: Apabila data historis (Y_t) merupakan u_i, $1 < i < n$, maka derajat keanggotaan u_i adalah 1. u_{i+1} adalah 0,5 dan lainnya adalah 0 .

Aturan 3: Apabila data historis (Y_t) merupakan u_n, maka derajat keanggotaan u_n adalah 1. u_{n+1} adalah 0,5 dan lainnya adalah 0.

4. Melakukan fuzzifikasi data.

   Tahap *fuzzifikasi* bertujuan mengubah variabel numerik menjadi variabel linguistik menggunakan nilai keanggotaan dalam basis himpunan *fuzzy* dengan mengelompokkan data kedalam himpunan *fuzzy* A_i sesuai interval yang telah diperoleh, supaya dapat ditentukan derajat keanggotaan dari setiap himpunan *fuzzy* $(1 < i < n)$.

5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dari hasil *fuzzifikasi*.

   Fuzzy Logical Relationship (FLR) merupakan hubungan setiap data dengan data selanjutnya dalam bentuk himpunan *fuzzy*. Jika $F_{(t-1)} = A_i$ dan $F_{(t)} = A_j$, maka hubungan FLR dapat ditulis dengan $A_i \rightarrow A_j$. A_i yang terletak pada sisi kiri *relationship* disebut sebagai *current state* atau kejadian saat ini dan A_j yang berada pada sisi kanan *relationship* disebut sebagai *next state* atau kejadian berikutnya, apabila terjadi perulangan maka hanya dihitung satu kali.

6. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG).

   Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) merupakan pengelompokan dari *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) berdasarkan hubungan antara *current state* dan *next state* yang sama dan berulang, kemudian dikelompokkan menjadi satu grup. Setiap *next state* yang sama tidak dimasukan berulang kali melainkan dihitung menjadi satu *next state*.

7. *Defuzzifikasi*

   Membuat peramalan menggunakan himpunan *fuzzy* dan *defuzzifikasi* hasil peramalan dengan aturan sebagai berikut:

   Aturan 1.

   Apabila terdapat himpunan *fuzzy* A_i dan FLR pada FLRG yaitu $A_i \rightarrow A_j$ hanya ada satu FLR, maka hasil peramalan $F_{(t)}$ yaitu m_j atau titik tengah interval u_j.

   $$F_{(t)} = m_j \tag{2.8}$$

   Aturan 2.

   Apabila terdapat himpunan *fuzzy* A_i dan FLR pada FLRG adalah kosong, anggapan $(A_i \rightarrow \emptyset)$ hanya ada satu FLR, maka hasil peramalan $F_{(t)}$ yaitu m_i atau titik tengah interval u_i.

   $$F_{(t)} = m_i \tag{2.9}$$

   Aturan 3.

Apabila terdapat himpunan *fuzzy* A_i dan FLR pada FLRG yaitu $A_i \rightarrow A_1, A_2, \ldots, A_k$, maka hasil peramalan $F_{(t)}$ yaitu $\frac{m_1+m_2+\cdots+m_k}{k}$ dimana $m_1, m_2, \ldots, m_k$ berturut-turut merupakan rata-rata nilai tengah dari interval $u_1, u_2, \ldots, u_k$.

$$F_{(t)} = \sum_{i=1}^{n} m_1 \quad (2.10)$$

2.1.4 Penentuan interval berbasis rata-rata *Average based*

Penentuan panjang interval dilakukan pada proses awal analisis menggunakan *fuzzy time series*, penentuan panjang interval sangat berpengaruh pada pembentukan FLR yang juga memberikan dampak pada hasil perhitungan peramalan. Interval yang terlalu besar akan menyebabkan fluktuasi dalam proses perhitungan dengan *fuzzy time series* dan interval yang terlalu kecil akan menyebabkan himpunan *fuzzy* yang terbentuk cenderung memiliki sifat tegas (*crisp*) sehingga makna *fuzzy time series* akan hilang menurut Xihao dan Yimin (2008). Metode berbasis rata-rata (*average based*) diperkenalkan oleh Huarng pada tahun 2001 sebagai metode yang efektif untuk menentukan panjang interval.

Penentuan interval tersebut dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Hitung semua nilai *absolute* selisih antara A_{i+1} dan A_i(i=1…, n-1) sehingga diperoleh rata-rata nilai *absolute* selisih.
2. Tentukan setengah dari rata-rata yang diperoleh dari langkah pertama sebagai panjang interval.
3. Berdasarkan panjang interval yang diperoleh dari langkah kedua, tentukan basis dari panjang interval sesuai dengan Tabel tabulasi basis interval.

4. Panjang interval kemudian dibulatkan sesuai dengan nilai basis interval.

Tabel 2.1 Basis Interval

Range	***Base***
0,1-1,0	0,1
1,0-10	1,0
11-100	10
101-1000	100
1001-10000	1000

2.1.5 Makrov Chain

Rantai Markov pertama kali dikembangkan oleh ahli Rusia yang bernama A. A. Markov pada tahun 1906. Rantai markov adalah suatu metode yang mempelajari sifat-sifat suatu variabel pada masa sekarang yang didasarkan pada sifat-sifat masa lalu dalam usaha menaksir sifat-sifat variabel tersebut dimasa yang akan datang. Dalam analisis Markov yang dihasilkan adalah suatu informasi probabilistik yang dapat digunakan untuk membantu membuat keputusan, jadi analisis ini bukan suatu teknik optimasi melainkan suatu teknik deskriptif. Analisis Markov merupakan bentuk khusus dari model probablistik yang lebih utama untuk dikenal dengan proses stokastik (Sugiartawan, 2015).

Menurut Haryono, dkk (2013) secara konseptual Rantai Markov dapat diilustrasikan dengan menganggap $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots.\}$ sebagai suatu proses stokastik berhingga atau nilai peluangnya yang dapat dihitung. Himpunan nilai peluang dari proses ini dinotasikan dengan himpunan integer positif $\{0,1\ ,2,\dots\}$. Jika $Xn\ =\ i$, maka proses ini terjadi di i pada saat n. Dengan menganggap bahwa kapanpun proses ini terjadi di *state* i, terdapat sebuah titik peluang P_{ij} yang akan berpindah ke *state* j. Dengan demikian bisa dituliskan:

$$P\{X_{n+1}\ =\ j\mid X_n =\ i, X_{n-1}\ =\ i_{n-1},\dots, X_1\ = I_1, X_0\ =\ i_0\} = P_{ij} \tag{2.11}$$

untuk semua state $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, I, j, n\ \geq\ 0$. Proses yang seperti itu disebut rantai Markov.

Persamaan tersebut diinterpretasikan dalam rantai markov sebagai distribusi bersyarat dari *state* yang akan datang X_{n+1} yang diperoleh dari *state* sebelumnya $X_0, X_1, \dots . X_{n-1}$ dan *state* yang sekarang Xn, dan tidak bergantung pada *state* sebelumnya tapi bergantung pada *state* yang sekarang.

Nilai P_{ij} mewakili peluang proses transisi dari i ke j. Karena nilai peluang selalu positif dan proses transisi berpindah, maka: $P_{ij} \geq\ 0, i, j\ \geq\ 0$, jumlah $P_{ij} =\ 1, j\ = 1 \dots \infty, i\ = 0,1 \dots$ misal P merupakan matrik peluang transisi P_{ij}.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \tag{2.12}$$

2.1.6 *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain*

Average based fuzzy time series markov chain merupakan salah satu pengembangan metode *average based fuzzy time series* dengan *markov chain*. Tujuan dari pengembangan *average based fuzzy time series markov chain* yaitu mendapatkan probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi, agar memperoleh nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan metode *average based fuzzy time series*. Peramalan menggunakan *average based fuzzy time series* *markov chain* menurut Tsaur (2012) terdiri dari 6 langkah peramalan seperti *fuzzy time series* pada umumnya, kemudian dikembangkan kembali mulai langkah ke 7 hingga ke 11 menggunakan *average based fuzzy time series markov chain* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Membentuk himpunan semesta

   untuk menentukkan data minimum dan data maksimum dari data historis agar mendapatkan nilai himpunan semesta U, didapatkan Persamaan $U = D_{min} - D_1, D_{max} - D_2$, dengan D_1 dan D_2 adalah bilangan positif yang sesuai.

2. Membentuk interval dengan menghitung jumlah partisi setiap interval menggunakan metode *average based*. *average based* merupakan salah satu algoritma pada metode *fuzzy time series* untuk menentukan interval berdasarkan rata-rata. Menurut penelitian Xihao dan Yimin (2008), penentuan interval menggunakan metode *average based* memberikan hasil peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode pembagian interval yang lainnya. Perhitungan rata-rata berbasis panjang interval ditetapkan menjadi setengah dari rata-rata selisih pertama. Proses penentuan interval dapat dilakukan dengan tahapan sebagai berikut (Noh, 2015):

a. Menghitung keseluruhan selisih nilai *absolute* antara A_{i+1} dan $A_i (i = 1, \dots, n-1)$sehingga didapatkan rata-rata dari selisih nilai a*bsolute*:

$$Mean = \frac{\sum_{i-1}^{n} |D_t - D_{t-1}|}{n-1} \tag{2.13}$$

Keterangan:

Mean = Nilai rata-rata

n = Jumlah Pengamatan

D_t =Data ke-t

D_{t-1} =Data ke $t-1$

b. Menghitung setengah dari rata-rata selisih nilai *absolute* yang telah didapatkan pada langkah pertama menjadi panjang interval, sesuai dengan rumus:

$$\ell = \frac{Mean}{2} \tag{2.14}$$

c. Menentukan panjang interval sesuai basis intervalnya berdasarkan pada panjang interval dari langkah kedua. Basis dari panjang interval dapat ditentukan sesuai dengan tabel (2.1).

d. Bulatkan panjang interval menurut basis interval sesuai pada tabel

3. Menentukan jumlah interval *Fuzzy* dapat dihitung dengan persamaan (Tsaur,2012):

$$m = \frac{[(D_{max}+D_2-D_{min}-D_1)]}{I} \tag{2.15}$$

Kemudian himpunan semesta U dipartisi menjadi interval n dan panjang interval I, dengan setiap interval dapat diperoleh sesuai persamaanberikut:

$$u_1 = [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + I]$$

$$u_2 = [D_{min} - D_1 + l + D_{min} - D_1 + 2I]$$

$$\cdots \tag{2.16}$$

$$u_n = [D_{min} - D_1 + (n-1)I, D_{min} - D_1 + nI]$$

4. Menentukan himpunan *fuzzy* bertujuan untuk mendefisikan himpunan *fuzzy* yang dilakukan untuk mengetahui nilai keanggotaan pada setiap himpunan *fuzzy* dengan menggunakan persamaan (2.5) dan (2.7). Himpunan *fuzzy* A_i menyatakan Variabel linguistic $1 \leq i \leq n$ dengan nilai keanggotaan yang disederhanakan diantara nilai 0, 0,5 dan 1 (Tsaur,2012).

5. Menentukan *fuzzyfikasi* bertujuan untuk mengubah variable numrik menjadi linguistik menggunakan nilai keanggotaan himpunan fuzzy (Tsaur,2012).
6. Menentukan *Fuzzy Logicl Relationship* (FLR) bertujuan untuk mengetahui hubungan antar setiap urutan data dan setiap data dengan data selanjutnya.
7. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) bertujuan untuk proses eliminasi FLR yang berulang dan menggabungkan FLR dengan sisi kiri yang sama ke dalam satu grup (Tsaur,2012).
8. Menghitung nilai matriks probabilitas transisi pada langkah sebelumnya menggunakan FLRG. Matriks probabilitas transisi Markov berdimensi $p\ x\ p$, dimana p adalah jumlah keseluruhan dari himpunan *fuzzy*. Sehingga probabilitas transisi *state* dapat dirumuskan (Tsaur,2012):

$$P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i} \tag{2.17}$$

Keterangan:

P_{ij} =Probabilitas transisi dari *state* A_i ke A_j

r_{ij} =Jumlah transisi *state* A_i ke A_j

r_i =Jumlah data pada A_i

Matriks pembobot transisi P adalah:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

Beberapa definisi pada matriks (Aristyani et al, 2015) yaitu:

a. Jika $P_{ij} \geq 0$ maka *state* A_j dapat diakses dari *state* A_i.

b. Jika *state* A_i dan A_j saling berhubungan satu dengan yang lain maka A_i berkomunikasi dengan A_j.

9. Menghitung peramalan awal yang dihasilkan berdasarkan FLR, FLRG, dan matriks probabilitas transisi yang telah diperoleh. Peramalan awal F_t dengan $t = 1,2,3 \dots, n$ nilai hasil peramalan pada F_t dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa aturan sebagai berikut (Tsaur,2012):

   Aturan 1. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i yaitu himpunan kosong $A_i \rightarrow \emptyset$ dengan periode data $(t-1)$ pada A_i, maka hasil peramalan F_t adalah $m_{i(t-1)}$ nilai tengah interval u_i yang berada pada FLRG data $t-1$.

   Aturan 2. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i adalah satu-satu $A_i \rightarrow A_p$, dengan $P_{ip} = 1$ dan $P_{ij} = 0, j \neq p$, maka $Y_{(t-1)}$ dari periode data $(t-1)$ pada *state* A_i, maka hasil peramalan F_t adalah $m_{p(t-1)}$, dimana $m_{p(t-1)}$ nilai tengah interval u_p dari FLRG.

   Aturan 3. Apabila terdapat FLRG dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_q$ dengan periode data $(t-1)$ pada A_i, hasil peramalan F_t adalah:

   $$F_t = m_{i(t-1)}P_{j1} + m_{i(t-1)}P_{j2} + \cdots + m_{i-1(t-1)}P_{j-1(j-1)} + Y_{(t-1)}P_{jj} + m_{i+1(t-1)}P_{j(j+1)} + \cdots + m_{q(t-1)}P_q \qquad (2.19)$$

   Dimana m_{i-1}, m_{j+1} adalah nilai tengah u_{j-1} dan F_t adalah nilai dari *state* A_i pada waktu $(t-1)$.

10. Nilai kecenderungan peramalan dilakukan untuk memperbaiki error atau memperkecil kesalahan peramalan. Beberapa penyesuaian untuk meninjau kembali kesalahan peramalan dengan aturan sebagai berikut (Tsaur,2012):

    Aturan 1. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i, diawali *state* A_i dengan periode data $(t-1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi naik ke *state* A_j dengan periode t yang mana $i < j$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = \frac{l}{2} \tag{2.20}$$

keterangan

l merupakan panjang interval

Aturan 2. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i, diawali *state* A_i dengan periode data $(t-1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi menurun ke *state* A_j dengan periode t yang mana $i < j$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = -\frac{l}{2} \tag{2.21}$$

Aturan 3. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i dengan periode data $(t-1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi melompat maju ke *state* A_{i+s} dengan periode t yang mana $i \leq s \leq p - i$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = \left(\frac{l}{2}\right)s \tag{2.22}$$

Keterangan:

s merupakan jumlah lompatan maju

Aturan 4. Apabila terdapat *state* A_i masih berkomunikasi dengan A_i dengan periode data $(t-1)$ pada $F_{t-1} = A_i$, serta dapat membentuk transisi melompat mundur ke *state* A_{i+v} dengan periode t yang mana $i \leq v \leq i$. Sehingga nilai kecenderungan D_t dapat ditulis:

$$D_{t1} = -\left(\frac{l}{2}\right)s \tag{2.23}$$

l merupakan jumlah lompatan mundur

11. Membuat hasil peramalan akhir dari kecenderungan nilai peramalan yang telah disesuaikan. FLR yang dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* A_{i+1} yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i berkaitan langsung dengan A_i maka hasil perhitungan (Tsaur,2012):

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t1} + D_{t2} = F_t + \frac{l}{2} + \frac{l}{2} \tag{2.24}$$

Apabila terdapat FLR dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* A_{i+1} yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i tidak berkaitan dengan A_i maka hasil perhitungan:

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t2} = F_t + \frac{l}{2} \tag{2.25}$$

Apabila terdapat FLR dari himpunan *fuzzy* A_i adalah suku banyak dan *state* A_{i-2} yang diperoleh dari A_i yang mana *state* A_i tidak berkaitan dengan A_i maka hasil perhitungan:

$$F'_{(t)} = F_t + D_{t2} = F_t - \frac{l}{2}\ x\ 2 = F_t - l \tag{2.26}$$

Saat *b* merupakan suatu lompatan, maka rumus dari F'_t yaitu:

$$F'_{(t)} = F_t \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F_t \pm \frac{l}{2}\ \pm \frac{l}{2}\ v \tag{2.27}$$

2.1.7 Pengukuran kesalahan peramalan Kesalahan peramalan (eror)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan ukuran seberapa baik kinerja suatu model peramalan yang digunakan dengan membandingkan nilai hasil peramalan dari model tersebut dengan data actual.

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{t-1}^{n} \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{n}\ x\ 100 \tag{2.28}$$

Dimana A_t adalah nilai sesungguhnya dan F_t adalah nilai hasil peramalan. Selisih antara A_t dan F_t dibagi dengan nilai A_t lagi. Nilai absolut dari perhitungan ini kemudian ditambahkan dengan dengan nilai *absolute* dari setiap poin peramalan. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik pula suatu model. Skala untuk menilai akurasi suatu model berdasarkan nilai MAPE dikembangkan oleh Lewis (1982).

Tabel 2.3 Kriteria Nalai MAPE

MAPE	Akurasi
< 10%	Sangat Baik
11-20%	Baik
21-50%	Cukup Baik
>51	Buruk

2.2 Tinjauan Non Statistik

2.2.1 Inflasi

Inflasi dapat diartikan sebagai kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus menerus dalam jangka waktu tertentu. Deflasi merupakan kebalikan dari inflasi, yakni penurunan harga barang secara umum dan terus menerus. Perhitungan inflasi dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (BPS), link ke metadata SEKI (Statistika Ekonomi dan Keungan Indonesia) - IHK(Indeks Harga Konsumen). Kenaikan harga dari satu atau dua barang saja tidak dapat disebut inflasi kecuali bila kenaikan itu meluas (atau mengakibatkan kenaikan harga) pada barang lainnya (Bank Indonesia, 2022).

IHK diukur Berdasarkan the *Classification of Individual Consumption by Purpose* (COICOP), IHK dikelompokkan ke dalam tujuh kelompok pengeluaran, yaitu bahan makanan, makanan jadi, minuman, tembakau, perumahan, sandang, kesehatan, pendidikan dan olahraga serta transportasi dan komunikasi. Inflasi timbul karena adanya tekanan dari sisi *supply* (*cost push inflation*), dari sisi permintaan (*demand pull inflation*), dan dari ekspektasi inflasi. Faktor-faktor terjadinya *cost push inflation* dapat disebabkan oleh depresiasi nilai tukar, dampak inflasi luar negeri terutama negara-negara mitra dagang, peningkatan harga-harga komoditi yang diatur pemerintah (A*dministered Price*), dan terjadi *negative supply shocks* akibat bencana alam dan terganggunya distribusi (Bank Indonesia, 2022).

Faktor penyebab *demand pull inflation* adalah tingginya permintaan barang dan jasa relatif terhadap ketersediaannya. Dalam konteks makroekonomi, kondisi ini digambarkan oleh output riil yang melebihi *output* potensialnya atau permintaan total (*agregate demand*) lebih besar dari pada kapasitas perekonomian. Sementara itu, faktor ekspektasi inflasi dipengaruhi oleh perilaku masyarakat dan pelaku ekonomi dalam menggunakan ekspektasi angka inflasi dalam keputusan kegiatan ekonominya. Ekspektasi inflasi tersebut dapat bersifat adaptif atau *forward looking* (Bank Indonesia, 2022).