BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan (Forecasting)

Definisi dari peramalan (forecasting) adalah seni dan ilmu untuk memperkirakan kejadian di masa depan. Hal tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan data historis dan proses kalkulasi untuk memprediksikan sebuah proyeksi atas kejadian di masa datang. Cara lain yang dapat ditempuh adalah dengan intuisi subjektif atau dengan model matematis yang disusun oleh pihak manajemen. (Heizer & Render, 2011).

Pedapat lain dari buku Operation Management (Stevenson, 2011) peramalaan adalah masukan/input dasar dalam proses pengambilan keputusan dari manajemen operasi karena permalaan memberikan informasi dalam perimintaan dimasa yang akan datang. Salah satu tujuan utama dari manajemen operasi adalah untung menyeimbangkan antara pasokan/supply dan permintaan,dan memiliki perkiraan permintaan dimasa yang akan datang sangat penting untuk menentukan berapa kapasitas atau pasokan/supply yang dibutuhkan untuk menyeimbangi permintaan.

2.2 Jenis Peramalan

Peramalan dibedakan menjadi dua berdasarkan sifat yaitu (Aryanti, 2012):

a. Peramalan Kualitatif

Peramalan berdasarkan atas pendapat suatu pihak, dan datanya tidak bisa direpresentasikan secara tegas menjadi suatu angka atau nilai. Hasil peramalan yang dibuat sangat bergantung pada penyusunnya, karena hasil peramalan berdasarkan atas intuisi, pendapat, pengetahuan dan pengalaman.

b. Peramalan Kuantitatif

Peramalan yang didasarkan atas data kuantitatif masa lalu (data historis). Hasil peramalan yang didapatkan sangat bergantung pada metode yang digunakan dalam peramalan tersebut. Baik tidaknya metode yang dipergunakan ditentukan oleh perbedaan atau penyimpangan antara hasil ramalan dengan kenyataan yang terjadi. Semakin kecil penyimpangan antara hasil ramalan dengan kenyataan maka semakin baik metode yang digunakan.

2.3 Manfaat Peramalan

Metode peramalan biasanya digunakan oleh bagian penjualan dalam melakukan perencanaan (sales planning) berdasarkan hasil ramalan penjualan, sehingga informasi peramalan dapat bermanfaat bagi Production Planning and Inventory Control (PPIC). Dimana peramalan memegang peranan penting, antara lain: (Hartini, 2011)

1. Penjadwalan sumber-sumber yang ada,
2. Peramalan pada tingkat permintaan untuk produk, material, tenaga kerja, finansial atau jasa adalah input penting untuk penjadwalan,
3. Peramalan dibutuhkan untuk menentukan kebutuhan sumber-sumber di masa yang akan datang,
4. Menentukan sumber-sumber daya yang diinginkan,

5. Semua organisasi atau perusahaan harus menentukan sumber apa yang mereka inginkan untuk dimiliki pada jangka panjang.

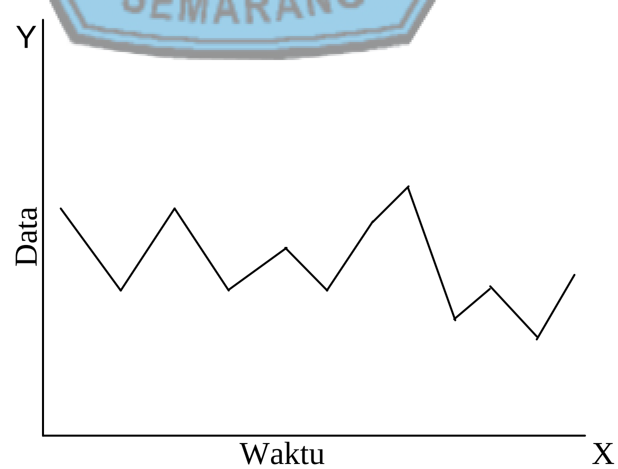
Untuk mendapatkan rencana produksi yang tepat tentunya harus mempunyai perkiraan jumlah permintaan konsumen yang tepat. Jadi, peramalan merupakan titik awal yang sangat penting dalam perencanaan produksi.

2.4 Deret Berkala

Deret berkala (Time Series) adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu (Anwary, 2011). Pada deret berkala perlu memperhatikan pola data deret berkala. Pola data deret berkala dikelompokkan menjadi 4 jenis yaitu (Makridakis et al, 1999 dalam Aryanti, 2012):

1. Pola Horizontal (H) atau Horizontal Data Pattern

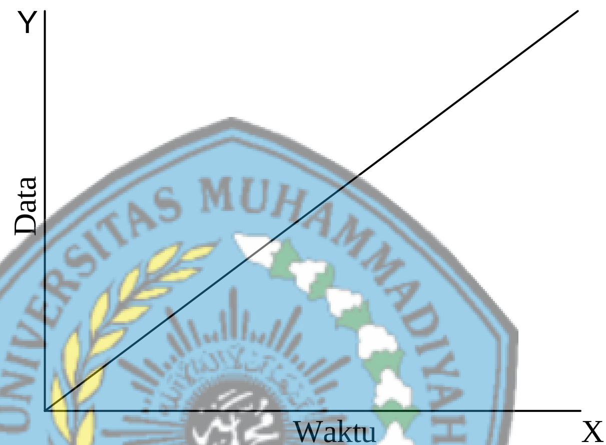
   Pola data yang terjadi jika data berfluktuasi di sekitar nilai rata – rata yang konstan. Ditunjukkan pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Pola Data Horizontal

2. Pola data Trend (T) atau Trend Data Pattern

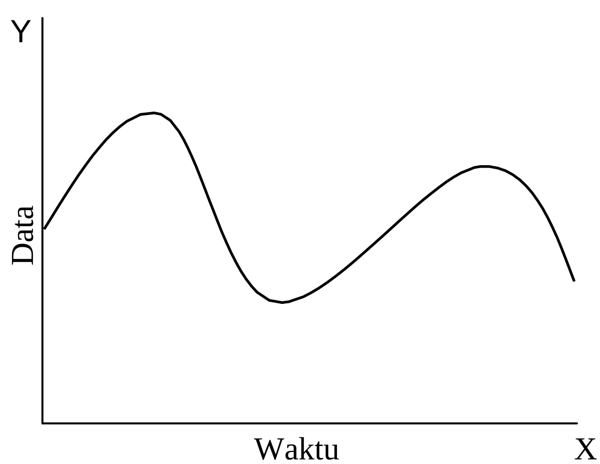
Pola data ini terjadi apabila data cenderung mengalami kenaikan atau penurunan dalam jangka waktu yang lama. Ditunjukkan pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Pola Data Trend

3. Pola Data Musiman (S) atau Seasonal Data Pattern

Pola data ini terjadi apabila data dipengaruhi oleh faktor musiman, misalnya dalam bentuk tahun. Ditunjukkan pada gambar 2.3



Gambar 2.3 Pola Data Musiman

4. Pola Data Siklis (C) atau Cyclied Data Pattern

Pola data ini terjadi apabila data dipengaruhi oleh fluktuasi yang bervariasi dalam beberapa bulan hingga tahun. Ditunjukkan pada gambar 2.4.

Gambar 2.4 Pola Data Siklis

2.5 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A Zedah dari Universitas California, Berkeley pada tahun 1965. Logika *fuzzy* merupakan salah satu komponen pembentuk *soft computing*. *Fuzzy logic* diperkenalkan sebagai metode perhitungan dengan menggunakan kata dalam rangka untuk menyelesaikan ketidakpastian (*uncertainty*) (Chryshafiadi & Virvou, 2012). Sebuah algoritma yang didasarkan pada *fuzzy decision making* membantu untuk memilih model yang paling optimum dengan mempertimbangkan set kriteria dan spesifikasi model.

Logika *fuzzy* adalah metode yang dasarnya dari sistem kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang dapat menirukan kemampuan manusia dalam berfikir ke dalam bentuk algoritma yang kemudian dijalankan oleh mesin. Algoritma ini digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan data yang tidak dapat direpresentasikan dalam bentuk biner. Logika *fuzzy* menginterpretasikan pernyataan yang samar menjadi sebuah pengertian yang logis. (Elfajar dkk, 2017).

2.6 Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah tahap pertama dari proses inferensi *fuzzy*. Pada tahap ini data masukan diterima dan system menentukan nilai fungsi keanggotaannya serta menentukan nilai fungsi keanggotaannya serta mengubah variable numeric *(variable non fuzzy)* menjadi variable linguistic (*variable fuzzy*) (Jang dan Mizutani, 1997). Dengan kata lain, fuzzifikasi merupakan pemetaan crisp points (titik-titik numeric) ke gugus *fuzzy* dalam semesta pembicaraan. Sebuah pemagar adalah sebuah operator yang mentransformasikan sebuah kumpulan *fuzzy* ke dalam kumpulan *fuzzy time series* lainnya yang diintensifkan atau di jarangkan. Fungsi keanggotaan memberi arti atau mendefinisikan ekspresi linguistic menjadi bilangan yang dapat dimanipulasi. Fuzzifikasi memproleh suatu nilai dan mengkombinasikannya dengan gungsi keanggotaan untuk menghasilkan nilai *fuzzy* (Sibigtroth 1992). Fuzzifikasi merupakan proses penentuan sebuah bilangan input masing-masing gugus *fuzzy* (Viot 1993).

2.7 Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* pertama kali dikembangkan oleh Prof. Lotfi Zadeh yang didasarkan pada gagasan dalam memperluas jangkauan fungsi karakterstik sehingga fungsi tersebut akan mencakup bilangan real pada interval. Pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaan terletak pada rentang 0 sampai 1, yang berarti himpunan *fuzzy* dapat mewakili intepretasi tiap nilai berdasarkan pendapat atau keputusan dan probabilitasnya. Nilai 0 menunjukkan salah dan nilai 1 menunjukkan benar dan masih ada nilai – nilai yang terletak antara benar dan salah, dengan kata lain nilai kebenaran suatu item tidak hanya benar dan salah (Zadeh, 1965). Himpunan *fuzzy* biasanya digunakan untuk mengantisipasi nilai – nilai yang bersifat tidak pasti (Anggriani, 2012). Pada himpunan crisp, nilai keanggotaan suatu item dalam suatu himpunan dapat memiliki dua kemungkinan, yaitu satu (1), yang berarti bahwa suatu item menjadi anggota dalam suatu himpu nan, atau nol (0), yang berarti suatu item tidak menjadi anggota dalam suatu himp unan (Kusumadewi, 2004 dalam Anggriani, 2012). Himpunan *fuzzy* memiliki dua atribut, yaitu:

1. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti pada jarak yaitu dekat, sedang dan jauh.
2. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti: 20, 25, 35 dan sebagainya.

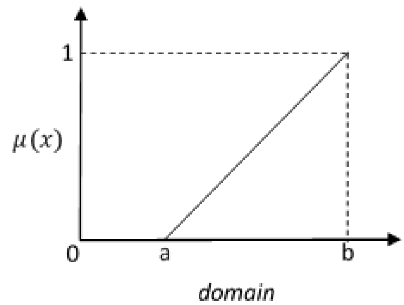
Terdapat istilah dalam himpunan *fuzzy* yang dikenal dengan istilah semesta pembicara. Semesta pembicara merupakan keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy* dan merupakan himpunan bilangan 16 real yang senantiasa naik atau bertambah secara monoton dari kiri ke kanan.

2.8 Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Fungsi keanggotaan atau *membership function* adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya (derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1 (Zimmermann, 1991). Ada beberapa fungsi keanggotaan yang dapat digunakan untuk mendapatkan derajat keanggotaan *fuzzy*, diantaranya:

1. Representasi Kurva Linier

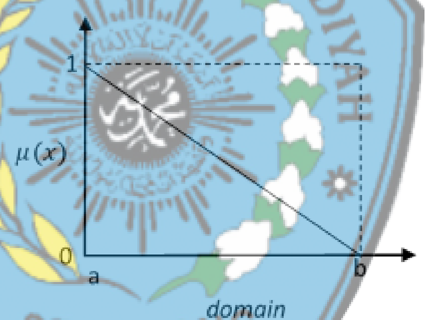
   Pemetaan *input* ke derajat keanggotaan pada representasi linier digambarkan sebagai suatu garis lurus. Bentuk ini merupakan bentuk yang paling sederhana dan menjadi pilihan yang baik untuk mendekati suatu konsep yang kurang jelas. Terdapat dua keadaan fungsi linier, yaitu linear naik dan linear turun. Fungsi linier naik adalah kenaikan himpunan dimulai pada nilai *domain* yang memiliki derajat keanggotaan nol (0) yang kemudian bergerak ke kanan menuju nilai domain dengan derajat keanggotaan yang lebih tinggi. Sedangkan fungsi linier turun adalah garis lurus dimulai dari nilai *domain* dengan derajat keanggotaan tertinggi di sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai *domain* dengan derajat keanggotaan yang lebih rendah (Kusumadewi dan Purnomo, 2010)



Gambar 2.5 Kurva Linier Naik

Fungsi keanggotaan kurva linier naik:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right), & jika \quad a \leq x \leq b \\ 1 & \end{cases} \quad \begin{matrix} x \leq a \\ \\ x \geq b \end{matrix} \tag{2.1}$$



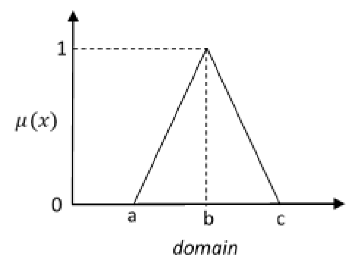
Gambar 2.6 Kurva Linier Turun

Fungsi keanggotaan kurva linier naik:

$$\mu(x) = \begin{cases} \left(\frac{b-x}{b-a}\right), & jika \quad a \leq x \leq b \\ 0 & \quad\quad\quad\; x \geq b \end{cases} \tag{2.2}$$

2. Representasi Kurva Segitiga

Pemetaan input ke derajat keanggotaannya digambarkan dengan bentuk segitiga dimana pada dasarnya bentuk segitiga tersebut gabungan antara dua garis (Kusumadewi dan Purnomo, 2010). Nilai-nilai di sekitar b memiliki derajat keanggotaan turun yang cukup tajam (menjauhi 1).



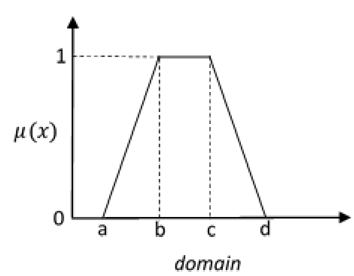
Gambar 2.7 Kurva Segitiga

Fungsi keanggotaan kurva segitiga:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right), \ jika & x \leq a \ atau \ x \geq c \\ & a \leq x \leq b \\ \left(\frac{c-x}{c-b}\right) & b \leq x \leq c \end{cases} \qquad (2.3)$$

3. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya menyerupai bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1 (Kusumadewi dan Purnomo, 2010).



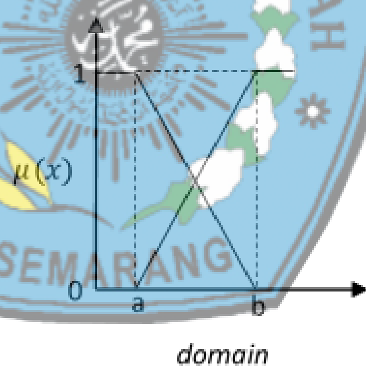
Gambar 2.8 Kurva Trapesium

Fungsi keanggotaan kurva trapesium:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right) \\ \left(\frac{d-x}{d-c}\right) \\ 1 \end{cases}, \quad jika \quad \begin{matrix} x \le a \; atau \; x \ge d \\ a \le x \le b \\ c \le x \le d \\ b \le x \le c \end{matrix} \tag{2.4}$$

4. Representasi Kurva Bahu

Daerah yang terletak di tengah-tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan dan kirinya akan naik turun, tetapi terkadang salah satu sisi dari variabel tersebut tidak mengalami perubahan. Himpunan *fuzzy* "bahu", bukan segitiga, digunakan untuk mengakhiri variabel suatu daerah *fuzzy*. Bahu kiri bergerak dari benar ke salah, demikian juga bahu kanan bergerak dari salah ke benar.



Gambar 2.9 Kurva Bahu

Fungsi keanggotaan kurva bahu:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 \\ \left(\frac{b-x}{b-a}\right) \\ \left(\frac{x-a}{b-a}\right) \\ 1 \end{cases}, \quad jika \quad \begin{matrix} x \le a \; atau \; x \le b \\ a \le x \le b \\ a \le x \le b \\ x \ge a \; atau \; x \ge b \end{matrix} \tag{2.5}$$

2.9 Defuzzifikasi

Defuzzifikasi adalah suatu proses yang menggabungkan seluruh *fuzzy* output menjadi sebuah hasil spesifik yang dapat digunakan untuk masing–masing system output (Jang dan Mizutani, 1997). Penegasan atau defuzzifikasi merupakan langkah terakhir dalam sebuah sistem kendali logika *fuzzy*, dimana tujuan dari defuzzifikasi adalah untuk menkonversikan setiap hasil dari inference engine yang diekspresikan dalam bentuk *fuzzy* set ke dalam suatu bilangan real. Hasil dari konversi tersebut adalah aksi yang diambil oleh kendali logika *fuzzy*. Oleh karena itu, pemilihan metode defuzzifikasi yang sesuai juga turut memberikan pengaruh pada system kendali logika *fuzzy* dalam menghasilkan respon yang optimum (Sutikno, 2012).

2.10 Fuzzy Time Series

Fuzzy time teries (FTS) adalah metode peramalan data *time series* yang menggunakan prinsip-prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya. FTS pertama kali dikembangkan oleh Song dan Chissom (1993) untuk meramalkan jumlah pendaftaran mahasiswa baru di Universitas Alabama. Sistem peramalan metode FTS yaitu dengan cara menangkap pola data historis kemudian digunakan untuk meramalkan data yang akan datang. Peramalan FTS menggunakan nilai himpunan *fuzzy* dari bilangan *real* atas himpunan semesta yang telah ditentukan. Data historis yang akan diramalkan diganti dengan himpunan *fuzzy* (Tauryawati dan Irawan, 2004). Jika *universe of discourse* (U) adalah himpunan semesta, $U = [u_1, u_2, \dots, u_p]$, maka suatu himpunan *fuzzy* A_i dari U dengan derajat keanggotaan umumnya dinyatakan sebegai berikut (Sumartini *et al*., 2017):

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(\mu_1)}{\mu_1} + \cdots + \frac{\mu_{A_p}(\mu_p)}{\mu_p} \tag{2.6}$$

Dimana $\mu_{A_i}(\text{ì}_i)$ merupakan derajat keanggotaan dari μ_i ke A_i, dimana $\mu_{A_i}(\mu_i) \in [0,1]$ dan $1 < i \leq p$. Nilai derajat keanggotaan $\mu_{A_i}(\mu_i)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu_{A_i}(\mu_i) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0.5\ , \quad jika & i = j - 1\ atau\ j + 1 \\ 0 & yang\ lainnya \end{cases} \tag{2.7}$$

Hal ini dapat digambarkan sesuai aturan berikut:

Aturan 1

Jika data aktual X_t termasuk dalam μ_i, maka derajat keanggotaan untuk μ_i adalah 1 dan μ_{i+1} adalah 0.5 jika bukan μ_i dan μ_{i+1} berarti dinyatakan nol.

Aturan 2

Jika data aktual X_t termasuk dalam μ_i, $1 \leq i \leq p$ maka derajat keanggotaan untuk μ_i adalah 1, untuk μ_{i-1} dan μ_{i+1} adalah 0.5 dan jika bukan μ_i, μ_{i-1} dan μ_{i+1} berarti dinyatakan nol.

Aturan 3

Jika data aktual X_t termasuk dalam μ_i, maka derajat keanggotaan untuk μ_i adalah 1, dan untuk μ_{i-1} adalah 0.5 dan jika bukan μ_i dan μ_{i-1} berarti dinyatakan nol. (Boaisha dan Amaitik, 2010)

Definisi FTS menurut Song dan Chissom adalah sebagai berikut (Song dan Chissom, 1993):

Definisi 1

Misalkan $Y(t)(t = \cdots, 0, 1, 2, \ldots)$, himpunan bagian dari R^1, menjadi semesta pembicaraan dimana himpunan *fuzzy* $f_i(t)$ $(i = 1, 2, \ldots)$ didefinisikan dan $F(t)$ adalah kumpulan dari $f_i(t)(i = 1, 2, \ldots)$. Kemudian $F(t)$ disebut sebagai *fuzzy time series* pada (t) $(t = \cdots, 0, 1, 2, \ldots)$. Misalkan I dan J adalah indeks himpunan untuk $F(t-1)$ dan $F(t)$ masing-masing. Untuk lebih mudahnya, diperlukan definisi berikutnya.

Definisi 2

Jika ada $f_j(t) \in F(t)$ dimana $j \in J$, ada $f_i(t-1) \in F(t-1)$ dimana $i \in I$ sehingga ada hubungan *fuzzy* $R_{ij}(t, t-1)$ dan $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}(t, t-1)$ dimana "∘" adalah komposisi maksimal-minimal, kemudian $F(t)$ hanya disebabkan oleh $F(t-1)$.

$$f_i(t-1) \rightarrow f_j(t) \qquad (2.8)$$

atau ekuivalen dengan

$$F(t-1) \rightarrow F(t) \qquad (2.9)$$

Definisi 3

Jika ada $f_j(t) \in F(t)$ dimana $j \in J$ ada $f_i(t-1) \in F(t-1)$ dimana $i \in I$ dan hubungan *fuzzy* $R_{ij}(t, t-1)$ seperti $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}(t, t-1)$, misalkan

$R(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R_{ij}(t, t-1)$ dimana "$\cup$" adalah operator gabungan. Kemudian $R(t, t-1)$ disebut relasi *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ kemudian didefinisikan relasi *fuzzy* sebegai berikut:

$$F(t) = F(t-1) \circ R(t, t-1) \tag{2.10}$$

Definisi 4

Misalkan $F(t)$ adalah *fuzzy time series* $(t = \ldots, 0, 1, 2, \ldots)$ dan $t_1 \neq t_2$. Jika ada $f_i(t_1) \in F(t_1)$ ada sebuah $f_j(t_2) \in F(t_2)$ sehingga $f_i(t_1) = f_j(t_2)$ dan sebaliknya, kemudian didefinisikan $F(t_1) = F(t_2)$.

Definisi 5

Misalkan $R_1(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R_{ij}^1(t, t-1)$ dan $R_2(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R_{ij}^2(t, t-1)$ adalah dua relasi *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$. Jika ada $f_j(t) \in F(t)$ dimana $j \in J$ ada sebuah $f_i(t-1) \in F(t-1)$ dimana $i \in I$ dan relasi *fuzzy* $R_{ij}^1(t, t-1)$ dan $R_{ij}^2(t, t-1)$ sehingga $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}^1(t, t-1)$ dan $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}^2(t, t-1)$, kemudian didefinisikan $R_1(t, t-1) = R_2(t, t-1)$.

Definisi 6

Jika ada $f_j(t) \in F(t)$, ada sebuah integer $m > 0$ dan sebuah relasi *fuzzy* $R_a^p(t, t-m)$ sehingga $f_j(t) = \left(f_{i_1}(t-1) \times f_{i_2}(t-2) \times \ldots \times f_{i_m}(t-m)\right) \circ R_a^p(t, t-m)$ dimana "$\times$" adalah hasil kali kartesian (sistem koordinat), $j \in J$ dan $i_k \in I_k$ dimana I_k adalah himpunan indeks untuk $F(t-k)(k = 1, \ldots, m)$, kemudian $F(t)$ dikatakan disebabkan oleh $F(t-1)$, $F(t-2), \ldots, F(t-m)$. Didefinisikan

$R_a(t, t-m) = \cup_p R_a^p(t, t-m)$ sebagai relasi *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$, $F(t-2), \dots, F(t-m)$. Dinotasikan hubungan ini sebagai

$$f_{i_1}(t-1) \cap f_{i_2}(t-2) \cap \dots \cap f_{i_m}(t-m) \rightarrow f_j(t) \quad (2.11)$$

atau ekuivalen dengan

$$F(t-1) \cap F(t-2) \cap F(t-3) \cap \dots \cap (t-m) \rightarrow F(t) \quad (2.12)$$

dimana "$\cap$" adalah operator irisan dan persamaan relasi *fuzzy* sebagai berikut:

$$F(t) = (F(t-1) \times F(t-2) \times \dots \times F(t-m)) \circ R_a(t, t-m) \quad (2.13)$$

Definisi 7

Pada definisi 6, dengan kondisi lain yang sama, jika terdapat relasi *fuzzy* $R_O^p(t, t-m)$ seperti $f_j(t) = (f_{i_1}(t-1) \cup f_{i_2}(t-2) \cup \dots \cup f_{i_m}(t-m)) \circ R_O^p(t, t-m)$, kemudian $F(t)$ dikatakan disebabkan oleh keduanya $F(t-1)$ atau $F(t-2)$ atau ... atau $F(t-m)$. Menyatakan relasi ini sebagai

$$f_{i_1}(t-1) \cup f_{i_2}(t-2) \cup \dots \cup f_{i_m}(t-m) \rightarrow f_j(t) \quad (2.14)$$

atau ekuivalen dengan

$$F(t-1) \cup F(t-2) \cup F(t-3) \cup \dots \cup F(t-m) \rightarrow F(t) \quad (2.15)$$

dan dengan persamaan relasi *fuzzy* sebagai berikut:

$$F(t) = (F(t-1) \cup F(t-2) \cup \dots \cup F(t-m)) \circ R_O(t, t-m) \quad (2.16)$$

dimana $R_O(t, t-m) = \cup_P R_O^D(t, t-m)$ dan $R_O(t, t-m)$ didefinisikan sebagai relasi *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ atau $F(t-2)$ atau ... atau $F(t-m)$. Dengan definisi di atas, dapat didefinisikan konsep urutan model dan mengklasifikasikan dua deret waktu *fuzzy* yang berbeda.

Definisi 8

Misalkan $F(t)$ disebabkan oleh $F(t-1)$ saja atau oleh $F(t-2)$ atau ... atau $(t-m)$ $(m > 0)$. Hubungan ini dapat dinyatakan sebagai persamaan relasional fuzzy berikut:

$$F(t) = F(t-1) \circ R(t, t-1) \quad (2.17)$$

atau

$$F(t) = (F(t-1) \cup F(t-2) \cup \ldots \cup F(t-m)) \circ R_O(t, t-m) \quad (2.18)$$

Kemudian persamaan (2.17) atau (2.18) disebut model orde satu dari $F(t)$

Definisi 9

Misalkan $F(t)$ disebabkan oleh $F(t-1)$, $F(t-2)$, ... , dan $F(t-m)$ $(m > 0)$ secara serentak. Hubungan ini dinyatakan sebagai persamaan relasional *fuzzy* berikut:

$$F(t) = (F(t-1) \times F(t-2) \times \ldots \times F(t-m)) \circ R_a(t, t-m) \quad (2.19)$$

Kemudian persamaan (2.19) disebut model orde ke-m dari $F(t)$.

Definisi 10

Jika pada persamaan (2.17) atau (2.18) atau (2.19), relasi *fuzzy* $R(t, t-1)$ atau $R_a(t, t-m)$ atau $R_O(t, t-m)$ dari $F(t)$ tidak tergantung waktu t, dan untuk waktu yang berbeda t_1 dan t_2, $R(t_1, t_1-1) = R(t_2, t_2-1)$, atau $R_a(t_1, t_1-m) = R_a(t_2, t_2-m)$, atau $R_O(t_1, t_1-m) = R_O(t_2, t_2-m)$, kemudian $F(t)$ disebut *time-invariant fuzzy time series*. Selain itu disebut *time-variant fuzzy time series*. Pada kasus *time-invariant fuzzy time series*, terdapat persamaan dimana:

$$R(t, t-1) = R \quad (2.20)$$

$$R_a(t, t-m) = R_a(m) \quad (2.21)$$

$$R_O(t, t-m) = R_O(m) \quad (2.22)$$

Perlu dicatat bahwa umumnya pada waktu yang berbeda t_1 dan t_2, $R(t_1, t_1 - 1) \neq R(t_2, t_2 - 1)$, $R_a(t_1, t_1 - m) \neq R_a(t_2, t_2 - m)$ dan $R_O(t_1, t_1 - m) \neq R_O(t_2, t_2 - m)$. Ada dua alasan untuk hal ini: pertama, semesta pembicaraan dimana *fuzzy sets* didefinisikan mungkin berbeda pada waktu yang berbeda; kedua, nilai-nilai $F(t)$ pada waktu yang berbeda mungkin berbeda. Oleh karena itu, klasifikasi deret waktu *fuzzy* bermakna.

2.11 Fuzzy Time Series Cheng

Algoritma Chen mempunyai beberapa kekurangan, yaitu tidak mempertimbangkan adanya pengulangan dan tidak adanya pembobotan (weighted) yang semakin kecil pada pengamatan yang semakin lama. Beberapa orang kemudian mencoba memperbaiki algoritma Chen. Menurut Cheng, dkk (2008), perbedaan metode tersebut terdapat pada langkah pembentukan *fuzzy* set dan terdapat bobot pada setiap kelompok relasi *fuzzy*. Tahapan forecasting data time series menggunakan *fuzzy time series* terboboti berdasarkan cara Cheng adalah sebagai berikut:

[Langkah 1] Mendefinisikan himpunan semesta kemudian membaginya menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama.

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (2.23)$$

Dengan D_{min} adalah data terkecil dari data historis dan D_{max} adalah data terbesar dari data historis.

[Langkah 2] Pembentukan lebar interval

a. Pada langkah ini, himpunan semesta dibagi menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama. Dalam penentuan jarak interval ini, salah satu cara yang bisa dipakai adalah dengan menggunakan rumus Struges.

$$\textit{Jumlah Interval}\ (n) = 1 + 3{,}222 \text{ Log } (n) \tag{2.24}$$

dengan n merupakan banyaknya data historis yang digunakan. Dari hasil tersebut, nantinya akan terbentuk sejumlah nilai linguistik untuk mempresentasikan suatu hiimpunan *fuzzy* pada interval-interval yang terbentuk dari himpunan semesta (U).

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_K\} \tag{2.25}$$

dengan

U : himpunan semesta

u : besar jarak pada U, untuk i = 1,2, …, K.

b. Menentukan besar lebar interval

$$l = \frac{[(D_{max} + D_2)(D_{min} - D_1)]}{n} \tag{2.26}$$

c. Menghitung nilai tengah atau midpoint

$$m_i = \frac{(batas\ bawah + batas\ atas)}{2} \tag{2.27}$$

dimana i merupakan himpunan *fuzzy*.

Dari hasil tersebut, maka didapatkan partisi dari himpunan semesta sesuai dengan panjang dari interval.

$$
\begin{gathered}
u_1 = (D_{min}; +l) \\
u_2 = (D_{min}; +l + 2l) \\
u_3 = (D_{min}; +2l + 3l) \\
\vdots \\
u_k = (D_{min} + (k-1); +kl)
\end{gathered}
\tag{2.28}
$$

[Langkah 3] Himpunan *fuzzy* dibentuk dengan melihat jumlah frekuensi yang berbeda, maka pada frekuensi terbanyak pertama dibagi menjadi h interval yang sama. Berikutnya, frekuensi terbanyak kedua dibagi atas $h - 1$ interval yang sama, interval pada frekuensi terbanyak ketiga dibagi menjadi $h - 2$ interval yang sama. Hal ini dilakukan sampai pada interval dengan frekuensi yang tidak dapat dibagi lagi.

[Langkah 4] Mendefinisikan fuzzifikasi.

Secara kasar himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Jika universe of discourse (U) adalah himpunan semesta $U = [u1, u2, \ldots, up]$, maka suatu himpunan *fuzzy* Ai dari U dengan derajat keanggotaan umumnya dinyatakan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_1} + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_2} + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_3} + \cdots + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_n} \tag{2.29}$$

dimana $\text{ì}_{Ai}(\text{ì}_j)$ merupakan derajat keanggotaan dari u_j ke A_i dimana $\text{ì}_{Ai}(\text{ì}_j) \in [0,1]$ dan $1 \leq j \leq p$ (p merupakan banyak kelas). Nilai derajat keanggotaan dari (u_j) didefinisikan sebagai berikut:

$$\text{ì}_{Ai}(\text{ì}_1) = \begin{cases} 1 & \text{jika i} = \text{j} \\ 0{,}5 & \text{jika i} = \text{j} - 1 \; atau \; j + 1 \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases} \tag{2.30}$$

Hal tersebut dapat digambarkan dengan aturan sebagai berikut ini.

Aturan 1: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_j , maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, dan u_{j+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j dan u_{j+1}, berarti dinyatakan nol.

Aturan 2: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_j , $1 \leq i \leq p$ maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, untuk u_{j-1} dan u_{j+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j , u_{i-1} dan u_{i+1} berarti dinyatakan nol.

Aturan 3: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_i , maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, dan untuk u_{j-1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j dan u_{j-1} berarti dinyatakan nol (Boaisha dan Amaitik, 2010).

Misalkan $A1$, $A2$,…, Ap merupakan himpunan *fuzzy* yang mempunyai nilai linguistik dari suatu variabel linguistik, pendefinisian himpunan *fuzzy* $A1$, $A2$,…, Ap pada himpunan semesta U adalah sebagai berikut.

$$A_1 = \left\{\frac{1}{u_1} + \frac{0{,}5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\}$$

$$A_2 = \left\{\frac{0{,}5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0{,}5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\}$$

$$A_3 = \left\{\frac{0}{u_1} + \frac{0{,}5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0{,}5}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\} \qquad (2.31)$$

$$\vdots$$

$$A_p = \left\{\frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \cdots + \frac{0{,}1}{u_1} + \frac{1}{u_1}\right\}$$

di mana u_j (i = 1, 2, . . . , p) adalah elemen dari himpunan semesta (U) dan bilangan yang diberi simbol “/” menyatakan derajat keanggotaan $ì_{Ai}(ì_j)$ terhadap A_i (i = 1, 2, . . , p) yang di mana nilainya adalah 0; 0,5 atau 1.

[Langkah 5] Membentuk *Fuzzy Logic Relationships* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relationships Group* (FLRG). Menetapkan relasi *fuzzy logic* (FLR) berdasarkan data historis. Pada data yang telah difuzzifikasi dua himpunan *fuzzy* yang berurutan $_{(t\,-\,1)}$ dan $A_{(t)}$ dapat dinyatakan sebagai FLR $Ai \rightarrow$ t . Hubungan diidentifikasi berdasarkan hasil dari fuzzifikasi data time series. Jika variabel time series $F_{(t\,-1)}$ merupakan fuzzifikasi sebagai A_k dan $F_{(t)}$ merupakan hasil fuzzifikasi sebagai A_m, maka A_k dengan A_m dapat dinotasikan sebagai $A_k \rightarrow A_m$, dimana A_k merupakan data historis saat sekarang (*current state*) dan A_m merupakan data historis selanjutnya dari waktu sekarang (*next state*). Misalkan jika FLR yang terbentuk adalah $A1 \rightarrow A1$, $A1 \rightarrow A2$, $A1 \rightarrow A3$, maka FLRG yang terbentuk adalah $A1 \rightarrow A1, A2, A3$.

[Langkah 6] Menetapkan bobot pada kelompok relasi *fuzzy* logic yang sama. Menentukan bobot relasi FLR menjadi *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG) dengan memasukkan semua hubungan dan memberikan bobot berdasarkan pada urutan dan perulangan yang sama. FLR yang memiliki current state (A_i) yang sama digabungkan menjadi satu grup ke dalam bentuk matriks pembobotan. Kemudian mentransfer bobot tersebut ke dalam matriks pembobot yang persamaannya ditulis berikut.

$$W = \begin{bmatrix} \mathrm{W}_{11} & \mathrm{W}_{12} & \dots & W_{1P} \\ \mathrm{W}_{21} & \mathrm{W}_{22} & \dots & \mathrm{W}_{2P} \\ \vdots & \vdots & \mathrm{W}_{ij} & \vdots \\ \mathrm{W}_{P1} & \mathrm{W}_{P2} & \dots & \mathrm{W}_{PP} \end{bmatrix} \tag{2.32}$$

dimana W merupakan matriks pembobot dan w_{ij} merupakan bobot matriks pada baris ke-i dan kolom ke-j dengan i = 1, 2, …, p ; j = 1,2, …, p. Selanjutnya mentransfer bobot FLRG ke dalam bentuk matriks pembobot yang telah distandarisasi ($W*$) yang mempunyai persamaan seperti berikut.

$$W* = \begin{bmatrix} W_{11}* & W_{12}* & \dots & W_{1P}* \\ W_{21}* & W_{22}* & \dots & W_{2P}* \\ \vdots & \vdots & W_{ij}* & \vdots \\ W_{P1}* & W_{P2}* & \dots & W_{PP}* \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

dimana $W*$ merupakan matriks pembobot terstandarisasi dengan rumus sebagai berikut.

$$W_{ij}* = \frac{W_{ij}}{\sum_{j=i}^{p} W_{ij}} \quad (2.34)$$

[Langkah 6] Menentukan defuzzifikasi nilai peramalan. Untuk menghasilkan nilai peramalan, matriks pembobot terstandarisasi $W*$ dikalikan dengan mi (mi merupakan nilai tengah pada himpunan *fuzzy*). Sehingga perhitungan peramalannya menjadi:

$$F_i = W_{i1} * (m_1) + W_{i2} * (m_2) + \cdots + W_{iP} * (m_p) \quad (2.35)$$

dimana F_i adalah hasil peramalan, dengan $wip*$ merupakan persamaan 22. Jika hasil dari fuzzifikasi pada periode ke-i adalah Ai , dan Ai tidak mempunyai FLR pada FLRG atau dapat dituliskan dengan kondisi $Aj \rightarrow \emptyset$, dimana nilai maksimum derajat keanggotaan berada pada ui , maka nilai dari prediksi (Fi) adalah nilai tengah ui , atau dapat diefinisikan dengan mi (Fahmi dkk, 2013).

2.12 Fuzzy Time Series Ruey Chyn Tsaur

Fuzzy time series markov chain (Tsaur,2012) merupakan konsep baru dalam penelitiannya untuk menganalisis kakuratan prediksi nlai tukar mata uang Taiwan dengan dolar US. Dalam penelitiannya Tsaur menggabungkan metode *fuzzy* time series dengan Markov chain, penggabungan tersebut bertujuan untuk memperoleh probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *fuzzy time series* markov chain memberikan akurasi yang cukup baik dibandingkan dengan metode fuzzy time series.

Langkah – langkah peramalan dengan metode *fuzzy* time series Ruey Chyn Tsaur adalah sebagai berikut:

[Langkah 2] Pembentukan lebar interval

d. Pada langkah ini, himpunan semesta dibagi menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama. Dalam penentuan jarak interval ini, salah satu cara yang bisa dipakai adalah dengan menggunakan rumus Struges.

Jumlah Interval (n) = 1 + 3,222 Log (n) (2.36)

dengan n merupakan banyaknya data historis yang digunakan. Dari hasil tersebut, nantinya akan terbentuk sejumlah nilai linguistik untuk mempresentasikan suatu hiimpunan *fuzzy* pada interval-interval yang terbentuk dari himpunan semesta (U).

$$U = \{u_1, u_2, \cdots, u_k\} \tag{2.37}$$

dengan

U : himpunan semesta

u : besar jarak pada U, untuk i = 1,2, …, k.

e. Menentukan besar lebar interval

$$l = \frac{[(D_{max}+D_2)(D_{min}-D_1)]}{獮} \tag{2.38}$$

f. Menghitung nilai tengah atau midpoint

$$m_i = \frac{(batas\ bawah + batas\ atas)}{2} \qquad (2.39)$$

dimana i merupakan himpunan *fuzzy*.

Dari hasil tersebut, maka didapatkan partisi dari himpunan semesta sesuai dengan panjang dari interval.

$$\begin{gathered} u_1 = (D_{min}; +l) \\ u_2 = (D_{min}; +l + 2l) \\ u_3 = (D_{min}; +2l + 3l) \\ \vdots \\ u_k = (D_{min} + (k-1); +kl) \end{gathered} \qquad (2.40)$$

[Langkah 3] Himpunan *fuzzy* dibentuk dengan melihat jumlah frekuensi yang berbeda, maka pada frekuensi terbanyak pertama dibagi menjadi h interval yang sama. Berikutnya, frekuensi terbanyak kedua dibagi atas $h - 1$ interval yang sama, interval pada frekuensi terbanyak ketiga dibagi menjadi $h - 2$ interval yang sama. Hal ini dilakukan sampai pada interval dengan frekuensi yang tidak dapat dibagi lagi.

[Langkah 4] Mendefinisikan fuzzifikasi.

Secara kasar himpunan *fuzzy* dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Jika universe of discourse (U) adalah himpunan semesta U = [u1, u2, … , up], maka suatu himpunan *fuzzy* Ai dari U dengan derajat keanggotaan umumnya dinyatakan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_1} + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_2} + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_3} + \cdots + \frac{\text{ì}_{Ai}}{u_n} \qquad (2.41)$$

dimana $ì_{Ai}(ì_j)$ merupakan derajat keanggotaan dari u_j ke A_i dimana $ì_{Ai}(ì_j) \in [0,1]$ dan $1 \leq j \leq p$ (p merupakan banyak kelas). Nilai derajat keanggotaan dari (u_j) didefinisikan sebagai berikut:

$$ì_{Ai}(ì_1) = \begin{cases} 1 & \text{jika i} = \text{j} \\ 0{,}5 & \text{jika i} = \text{j} - 1 \; atau \; j+1 \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases} \quad (2.42)$$

Hal tersebut dapat digambarkan dengan aturan sebagai berikut ini.

Aturan 1: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_j , maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, dan u_{j+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j dan u_{j+1}, berarti dinyatakan nol.

Aturan 2: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_j , $1 \leq i \leq p$ maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, untuk u_{j-1} dan u_{j+1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j , u_{i-1} dan u_{i+1} berarti dinyatakan nol.

Aturan 3: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_i , maka derajat keanggotaan untuk u_j adalah 1, dan untuk u_{j-1} adalah 0,5 dan jika bukan u_j dan u_{j-1} berarti dinyatakan nol (Boaisha dan Amaitik, 2010).

Misalkan $A1$, $A2$,…, Ap merupakan himpunan *fuzzy* yang mempunyai nilai linguistik dari suatu variabel linguistik, pendefinisian himpunan *fuzzy* $A1$, $A2$,…, Ap pada himpunan semesta U adalah sebagai berikut.

$$A_1 = \left\{\frac{1}{u_1} + \frac{0{,}5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\}$$

$$A_2 = \left\{\frac{0{,}5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0{,}5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\}$$

$$A_3 = \left\{\frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \cdots + \frac{0}{u_p}\right\} \quad (2.43)$$

$$\vdots$$

$$A_p = \left\{\frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_1} + \cdots + \frac{0,1}{u_1} + \frac{1}{u_1}\right\}$$

di mana u_j (i = 1, 2, . . . , p) adalah elemen dari himpunan semesta (U) dan bilangan yang diberi simbol "/" menyatakan derajat keanggotaan ì$_{Ai}$(ì$_j$) terhadap A_i (i = 1, 2, . . , p) yang di mana nilainya adalah 0; 0,5 atau 1.

[Langkah 5] Membentuk *Fuzzy Logic Relationships* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relationships Group* (FLRG). Menetapkan relasi *fuzzy logic* (FLR) berdasarkan data historis. Pada data yang telah difuzzifikasi dua himpunan *fuzzy* yang berurutan $_{(t\,-\,1)}$ dan $A_{(t)}$ dapat dinyatakan sebagai FLR Ai → t . Hubungan diidentifikasi berdasarkan hasil dari fuzzifikasi data time series. Jika variabel time series $F_{(t\,-1)}$ merupakan fuzzifikasi sebagai A_k dan $F_{(t)}$ merupakan hasil fuzzifikasi sebagai A_m, maka A_k dengan A_m dapat dinotasikan sebagai $A_k \rightarrow A_m$, dimana A_k merupakan data historis saat sekarang (*current state*) dan A_m merupakan data historis selanjutnya dari waktu sekarang (*next state*). Misalkan jika FLR yang terbentuk adalah $A1 \rightarrow A1$, $A1 \rightarrow A2$, $A1 \rightarrow A3$, maka FLRG yang terbentuk adalah $A1 \rightarrow A1, A2, A3$.

[Langkah 6] Membuat matrik probilitas transisi.

menemukan berapa peluang dari suatu state menuju ke suatu state berikutnya. 30 Dari peluang-peluang tersebut dapat dibangun matriks transisi probabilitas dengan dimensi matriks transisi adalah n x n. Jika state A_i membuat transisi ke state A_j dan melewati state lainnya A_k, i,j,k= 1,2, ...n, maka dapat diperoleh FLRG.

Rumus peluang transisi yaitu sebagai berikut:

$$P_{ij} = \frac{(M_{ij})}{M_i}, i, j = 1,2, \dots, n \quad (2.44)$$

Dimana, P_{ij} = peluang transisi dari A_i ke A_j dengan 1 langkah

M_{ij} = waktu transisi dari state A_i ke A_j dengan 1 langkah

M_i = jumlah data yang dimiliki state A_i

Matriks peluang transisi R dari state bisa ditulis sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \cdots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \cdots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

[Langkah 7] Menghitung hasil peramalan.

Seluruh sistem transisi terceminkan dari matrik R. Jika F(t-1) = A_i, proses didefinisikan menjadi state A_i pada waktu t-1, maka peramalan untuk F(t) akan dihitung dengan menggunakan vektor baris [Pi1, Pi2, ... Pin]. Hasil peramalan F(t) sama dengan rata-rata pembobotan dari m1, m2,..., mn. Untuk mencari nilai midpoint dari interval ui (i=1,2,...k) suatu himpunan, yaitu sebagai berikut (Yu dan Huarng, 2010):

$$m_1 = \frac{[D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + l]}{2} = D_{min} - D_1 + \frac{l}{2}$$

$$m_2 = \frac{[D_{min} - D_1 + l, D_{min} - D_1 + 2xl]}{2} = D_{min} - D_1 + \frac{3xl}{2}$$

$$m_3 = \frac{[D_{min} - D_1 + 2xl, D_{min} - D_1 + 3xl]}{2} = D_{min} - D_1 + \frac{5xl}{2} \quad (2.46)$$

$$\vdots$$

$$m_n = \frac{[D_{min} - D_1(n-1)xl, D_{min} - D_1 + nxl]}{2} = D_{min} - D_1 + \frac{(2_{x-n-1})x1l}{2}$$

Terdapat aturan-aturan dalam menentukan nilai hasil output peramalan pada F(t), antara lain:

Aturan 1: jika Fuzzy Logic Relationships Group dari A_i merupakan himpunan kosong (A_j → Ø), maka peramalan F(t) adalah M_i, apabila titik tengah dari interval u_i dengan persamaan berikut

$$F(t) = m_i \quad (2.47)$$

Dimana.

m_i = Nilai Tengah u_i

Aturan 2: Jika fuzzy logical relation group (FLRG) dari A_i adalah one to one yaitu A_1 → A_k, dengan P_{1k} = 1 dan M_k merupakan nilai tengah dari u_k dengan persamaan sebagai berikut

$$F(t) = m_l P_{jl} = m_l \quad (2.48)$$

Aturan 3: Jika fuzzy logical relation group (FLRG) dari A_j adalah one to many yaitu (A_j → A_1, A_2,..., A_n) dengan Y_{t-1} adalah data sebenarnya (t-1) ,maka hasil peramalan dilakukan menggunakan persamaan berikut

$$F(t) = m_1 P_{i1} + m_1 P_{i2} + \cdots + m_{i-1} P_{i(i-1)} + Y_{(t-1)} P_i + m_{i+1} P_{i(i+1)} + \cdots + m_n P_{ij}$$

(2.49)

[Langkah 8] Menghitung nilai penyesuaian pada peramalan (Adjusted Value). Tujuan dari tahap ini adalah memperbaiki error peramalan yang disebabkan oleh matrik Markov-chain yang bias. Bias pada matrik ini biasanya disebabkan oleh ukuran sampel yang lebih kecil ketika memodelkan model Fuzzy time series markov-chain. Oleh karena itu, berikut prinsip-prinsip dalam menghitung nilai penyesuaian (Dt) pada peramalan:

Aturan 1: Jika state Ai berhubungan dengan Ai, mulai dari state Ai pada waktu t-1 sebagai F(t-1)= Ai, dan mengalami peningkatan transisi menuju state Aj pada waktu t, (i < j) , maka nilai Dt adalah:

$$D = \left(\frac{l}{2}\right) \quad (2.50)$$

Aturan 2: Jika state Ai berhubungan dengan Ai, mulai dari state pada waktu t-1 sebagai F(t-1)= Ai, dan mengalami penurunan transisi menuju state Aj pada waktu t, (i > j) , maka nilai Dt adalah:

$$D = -\left(\frac{l}{2}\right) \quad (2.51)$$

Aturan 3: Jika transisi dimulai dari state Ai pada waktu t-1, sebagai F (t–1)=Ai, dan mengalami lompatan transisi kedepan (maju) menuju state Ai+s pada waktu t, (1≤ s ≤ n – i) , maka nilai nilai Dt adalah:

$$D = \left(\frac{l}{2}\right)s, (1 \leq s \leq n - i) \qquad (2.52)$$

Dimana, s = jumlah lompatan ke depan.

Aturan 4: Jika transisi dmiulai dari state Ai pada waktu t-1, sebagai F(t–1)= Ai, dan mengalami lompatan transisi ke belakang (mundur) menuju state Ai-v pada waktu t, (1≤ v ≤ i) , maka nilai nilai Dt adalah:

$$D = -\left(\frac{l}{2}\right)v, (1 \leq v \leq i) \qquad (2.53)$$

Dimana, v = jumlah lompatan ke belakang

Aturan 5: jika fuzzy logic relationships Ai berkomunikasi dengan Aj dimana, i=j maka nilai penyesuaian dari peramalan yaitu D=0.

[Langkah 8] Menghitung Hasil Peramalan Akhir didapatkan dari proses penggabungan fuzzy time series dan markov chain dilakukan dengan perhitungan dengan menggunakan persamaan sebagai berikut

$$F^{'}t = F_t + D$$

Dimana,

$F^{'}t$ = hasil peramalan akhir

F_t = hasil peramalan awal

D = nilai penyesuaian peramalan

2.13 Ukuran Ketetapan Peramalan

Tujuan dari analisis runtun waktu (time series) adalah untuk meramalkan nilai masa depan (Wei, 2006). Metode peramalan yang bertujuan untuk menghasilkan ramalan optimum yang tidak memiliki tingkat kesalahan besar. Jika tingkat kesalahan yang dihasilkan semakin kecil, maka hasil peramalan akan semakin mendekati nilai aktual.

Tingkat akurasi setiap model peramalan digunakan metode uji antara lain:

1. MSE (*Mean Square Error*)

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(X_t - F_t)^2 \quad (2.58)$$

2. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{X_t - F_t}{X_t}\right| \times 100\% \quad (2.59)$$

keterangan:

n = jumlah data yang digunakan

X_t = data aktual atau data historis pada periode ke - t

F_t = data hasil peramalan pada periode ke - t

Semakin tinggi nilai dari MSE dan MAPE yang dihasilkan maka akurasi peramalannya semakin rendah dan berlaku sebaliknya, semakin rendah nilai dari MSE dan MAPE maka akurasi dari peramalannya semakin tinggi. Suatu model dikatakan mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada di bawah 10% dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada 37 diantara 10% dan 20% (Makarti, 2018).

Ketepatan hasil peramalan dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Ketetapan\ Peramalan = 100\% - MAPE \qquad (2.60)$$

2.14 Nilai Tukar Petani

Nilai tukar petani (NTP) adalah perbandingan/ rasio antara indeks harga yang diterima petani (It) dengan indeks harga yang dibayar petani (Ib) (BPS, 2014). Hubungan Nilai Tukar Petani (NTP) dengan tingkat kesejahteraan petani sebagai produsen secara nyata terlihat dari posisi indeks harga yang diterima (It) yang berada pada pembilang (enumerator) dari angka Nilai Tukar Petani (NTP). Apabila harga barang/ produk pertanian naik, dengan asumsi volume produksi tidak berkurang, maka penerimaan/pendapatan petani dari hasil panennya juga akan bertambah. Menurut Simatupang (1992), dinamika tingkat kesejahteraan masyarakat petani berkaitan langsung dengan variabel indikator ekonomi.

Nilai Tukar Petani (NTP) ditafsirkan sebagai penanda (indikator) kesejahteraan petani. Salah satu unsur kesejahteraan petani adalah kemampuan daya beli dari pendapatan petani untuk memenuhi kebutuhan pengeluaran rumah tangga petani. Peningkatan kesejahteraan dapat diukur dari peningkatan daya beli pendapatan untuk memenuhi pengeluarannya tersebut.Semakin tinggi daya beli pendapatan petani terhadap kebutuhan konsumsi maka semakin tinggi nilai tukar petani dan berarti secara relatif lebih sederhana.

Secara alamiah NTP mempunyai karakteristik yang cenderung menurun. Hal ini berkaitan dengan karakteristik yang melekat dari komunitas pertanian dan non pertanian yaitu

1. Elastisitas pendapatan produk pertanian bersifat inelastik, sementara produk pertanian cenderung lebih elastik.
2. Perubahan teknologi dengan laju yang berbeda menguntungkan produk manufaktur.
3. Perbedaan dalam struktur pasar, dimana struktur pasar dari produk pertanian cenderung kompetitif, sementara struktur pasar produk manufaktur cenderung kearah pasar monopoli/oligopoly (Rachmat,2000).

Secara konsepsi arah dari NTP (kesejahteraan petani) merupakan resultan dari arah setiap Nilai Tukar Komponen Pembentukannya, yaitu nilai tukar komponen penerimaan petani yang mempunyai arah positif terhadap kesejahteraan arah negatif terhadap kesejahteraan petani. Apabila laju tukar komponen penerimaan lebih tinggi dari laju tukar komponen maka Nilai Tukar Petani (NTP) akan meningkat, demikian sebaliknya.

Secara umum ada tiga macam pengertian NTP yaitu

1. NTP > 100, berarti petani mengalami surplus. Harga produksinya naik lebih besar dari kenaikan harga konsumsinya. Pendapatan petani naik lebih besar dari pengeluarannya, dengan demikian tingkat kesejahteraan petani lebih baik dibanding tingkat kesejahteran petani sebelumnya.

2. NTP = 100, berarti petani mengalami impas/break even. Kenaikan/penurunan harga produksinya sama dengan persentase kenaikan/penurunan harga barang konsumsinya. Tingkat kesejahteraan petani tidak mengalami perubahan.
3. NTP < 100, berarti petani mengalami defisit. Kenaikan harga barang produksinya relatif lebih kecil dibandingkan dengan kenaikan harga barang konsumsinya. Tingkat kesejahteraan petani pada suatu periode mengalami penurunan dibanding tingkat kesejahteraan petani pada periode sebelumnya.