BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 Peramalan

Awalnya peramalan merupakan proses menyusun informasi tentang kejadian masa lampau yang berurutan untuk menduga kejadian di masa depan (Frechtling, 2001). Menurut Gaspersz (2008) peramalan merupakan aktivitas fungsi bisnis yang memperkirakan penjualan dan penggunaan produk sehingga produk-produk dapat dibuat dalam kuantitas yang tepat. Peramalan merupakan dugaan terhadap permintaan yang akan datang berdasarkan pada beberapa variabel peramal, sering berdasarkan data deret waktu historis. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masa lalu dan menempatkannya ke masa yang akan datang dengan suatu bentuk model matematis.

Pada umumnya peramalan digunakan untuk memprediksi sesuatu yang akan terjadi di masa mendatang. Langkah dalam metode peramalan secara umum yaitu mengumpulkan data, menyeleksi dan memilih data, memilih model peramalan, menggunakan model terpilih untuk melakukan peramalan, evaluasi hasil akhir (Dewi, 2012). Awalnya peramalan merupakan proses menyusun informasi tentang kejadian masa lampau yang berurutan untuk menduga kejadian di masa depan (Frechtling, 2001). Menurut Gaspersz (2008) peramalan merupakan aktivitas fungsi bisnis yang memperkirakan penjualan dan penggunaan produk sehingga produk-produk dapat dibuat dalam kuantitas yang tepat. Peramalan merupakan dugaan terhadap permintaan yang akan datang berdasarkan pada beberapa variabel peramal, sering berdasarkan data deret waktu historis. Hal ini dapat dilakukan dengan melibatkan pengambilan data masa lalu dan menempatkannya ke masa yang akan datang dengan suatu bentuk model matematis.

Pada umumnya peramalan digunakan untuk memprediksi sesuatu yang akan terjadi di masa mendatang. Langkah dalam metode peramalan secara umum yaitu mengumpulkan data, menyeleksi dan memilih data, memilih model peramalan, menggunakan model terpilih untuk melakukan peramalan, evaluasi hasil akhir (Dewi, 2012).

2.2 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lutfi A Zadeh dari Universitas California, Berkeley pada tahun 1965. Logika *fuzzy* adalah salah satu komponen pembentuk *soft computing*. *Fuzzy logic* diperkenalkan sebagai metode perhitungan dengan menggunakan kata dalam rangka untuk menyelesaikan ketidakpastian (*uncertainty*) (Chrysafiadu & Virvou, 2021). Sebuah algoritma yang didasarkan pada *fuzzy decision making* membantu untuk memilih model yang paling *optimum* dengan mempertimbangkan *set* kriteria dan spesifikasi model (Shakouri & Menhaj, 2008).

Logika *fuzzy* merupakan metode yang dasarnya dari sistem kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang dapat menirukan kemampuan manusia berfikir ke dalam bentuk algoritma kemudian dijalankan oleh mesin. Algoritma ini digunakan dalam bentuk biner. Logika *fuzzy* menginterpretasikan pernyataan yang samar menjadi sebuah pengertian yang logis (Elfajar, Setiawan, & Dewi, 2017).

2.3 Himpunan Fuzzy

Zadeh (1965) memperluas teori mengenai himpunan klasik menjadi himpunan *fuzzy* (*fuzzy* set) sehingga himpunan klasik (*crisp set*) merupakan kejadian khusus dari himpunan *fuzzy*. Kemudian Zadeh mendefinisikan himpunan *fuzzy* dengan menggunakan fungsi keanggotaan (*membership function*) yang nilainya berada pada selang tertutup [0,1] (Brata, 2016). Pada himpunan klasik (*crisp set*) nilai keanggotaan memiliki dua kemungkinan yaitu 0 dan 1. Apabila x memiliki nilai keanggotaan $\mu_A(x) = 0$ berarti x tidak menjadi anggota himpunan A. demikian juga, apabila x memiliki nilai keanggotaan $\mu_A(x) = 1$ berarti x menjadi anggota penuh pada himpunan A.

Himpunan *fuzzy* (*fuzzy set*) adalah sebuah kelas atau golongan dari objek dengan sebuah rangkaian kesatuan (*continum*) dari derajat keanggotaan (*grad of membership*). Misalkan U adalah himpunan semesta, dengan $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ yang mana u_i adalah nilai yang mungkin dari U, kemudian variable linguistik A_i terhadap U dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$A_i = \left\{ \mu_{A_i}(u_j)/_{u_1}, \mu_{A_i}(u_j)/_{u_2}, \mu_{A_i}(u_j)/_{u_3}, \ldots, \mu_{A_i}(u_j)/_{u_m} \right\} \quad (2.1)$$

μ_{A_i} adalah fungsi keanggotaan dari *fuzzy set* A_i, sedemikian hingga $\mu_{A_i}: U \rightarrow [0,1]$. Jika u_j adalah keanggotaan dari A_j, maka $\mu_{A_i}(u_j)$ adalah derajat keanggotaan u_j terhadap A_i (Brata, 2016).

2.4 Fungsi Keanggotaan Fuzzy

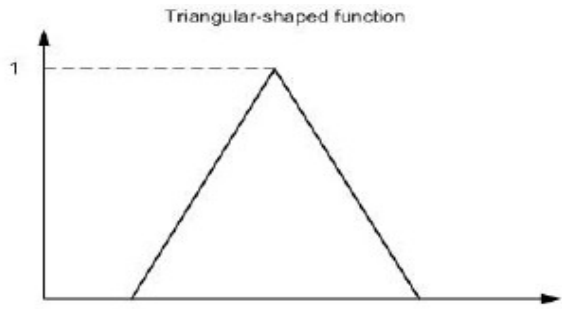
Kusumadewi dan Purnomo (2004) menjelaskan bahwa fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya atau sering disebut dengan derajat keanggotaan yang memiliki interval 0 sampai 1. Salah satu cara yang digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi.

Fungsi keanggotaan (*membership function*) yang biasanya digunakan dalam literatur digambarkan seperti pada Gambar 2.1 (Poulsen, 2009).

1. Representasi Kurva Segitiga

   Untuk pembentukkan fungsi keanggotaan dengan menggunakan bentuk *triangular* (segitiga) dapat didefinisikan dengan rumus (2,2) dan representasi kurva segitiga dapat dilihat pada gambar 2.1 (Boaisha & Amaitik, 2010):

$$A_i = \sum_{j=1}^{n} \frac{\mu_{ij}}{u_i}, \quad (2.2)$$



Gambar 2.1 Representasi Kurva Segitiga

μ_{ij} merupakan derajat keanggotaan dari u_i terhadap A_i yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1 & , jika\ i = j \\ 0{,}5 & , jika\ j = i - 1\ atau\ j = i + 1 \\ 0 & , yang\ lainnya \end{cases} \quad (2.3)$$

Hal ini dapat digambarkan dengan aturan sebagai berikut:

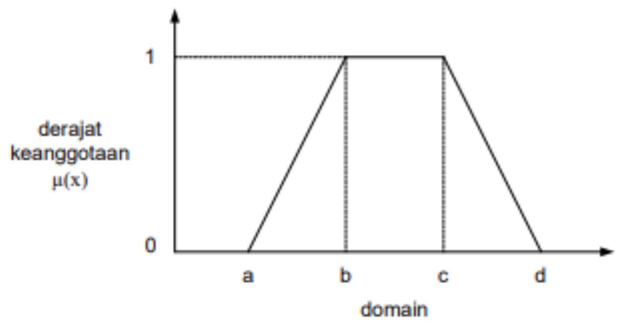
Aturan 1: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_i, maka derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1, dan u_i+1 adalah 0,5 dan jika bukan u_i dan u_i+1, berarti dinyatakan nol.

Aturan 2: Jika data aktual X_t termasuk dalam u_i, dimana $1 \leq i \leq p$ maka derajat keanggotaan untuk u_i adalah 1. Sedangkan untuk u_i - 1 dan u_i+1 adalah 0,5 dan jika bukan u_i, 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_i adalah 1, dan untuk u_i – 1 adalah 0,5 dan jika bukan u_i dan u_i – 1 berarti dinyatakan nol (Boaisha & Amaitik, 2010)

2. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapezium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Gambar 2.2 menunjukkan karakteristik representasi kurva trapezium dalam bentuk skema.



Gambar 2. 2 Representasi Kurva Trapesium

(Hengky 2016).

Fungsi keanggotaan:

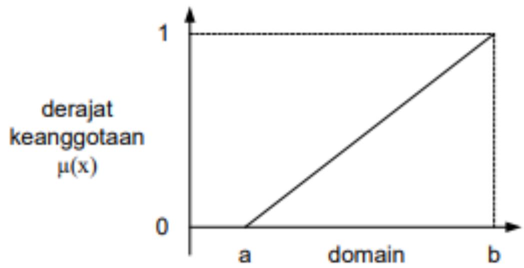
$$\mu = \begin{cases} 0 & , x \leq a\ atau\ x > d \\ (x - a)/(b - a) & , a \leq x \leq b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & , x \geq d \end{cases} \quad (2.4)$$

3. Representasi Linear

Pada representasi linear, pemetaan input ke derajat keanggotaan digambarkan garis lurus. Ada 2 keadaan himpunan *fuzzy* yang linear.

a. Representasi Linear Naik

Kenaikan himpunan dimulai pada domain yang memiliki derajat keanggotaan nol (0) bergerak ke kanan menuju nilai dominan yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi. Gambar 2.3 menunjukkan karakteristik representasi linear naik dalam bentuk skema.



Gambar 2. 3 Representasi Linear Naik

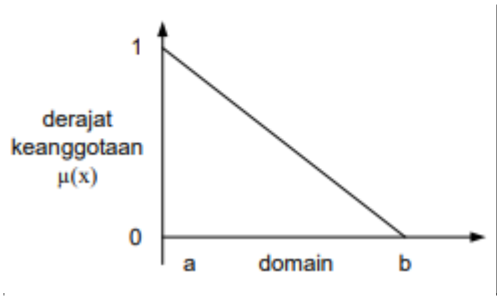
(Hengky 2016)

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0 & , x \leq a \\ (x-a)/(b-a) & , a \leq x \leq b \\ 1 & , x \geq b \end{cases} \quad (2.5)$$

b. Representasi Linear Turun

Garis lurus mulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada posisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang derajat keanggotaan lebih rendah. Gambar 2.4 menunjukkan karakteristik representasi linear turun dalam bentuk skema.



Gambar 2. 4 Representasi Linear Turun

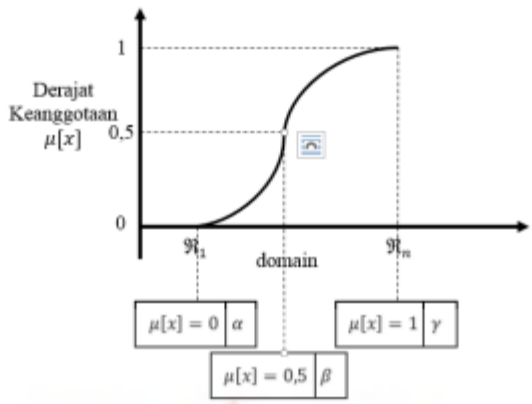
(Hengky 2016)

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} (d-x)/(d-c) & ,c \le x \le d \\ 0 & ,x \ge d \end{cases} \tag{2.6}$$

4. Representasi Kurva-S

Kurva-S didefinisikan dengan menggunakan 3 parameter, yaitu: nilai keanggotaan nol (α), nilai keanggotaan lengkap (γ), dan titik infleksi atau *crossover* (β) yaitu titik yang memiliki domain 50% benar. Gambar 2.5 menunjukan karakteristik kurva-S dalam bentuk skema.



Gambar 2. 5 Representasi Kurva-S

(Hengky 2016)

Fungsi Keanggotaan:

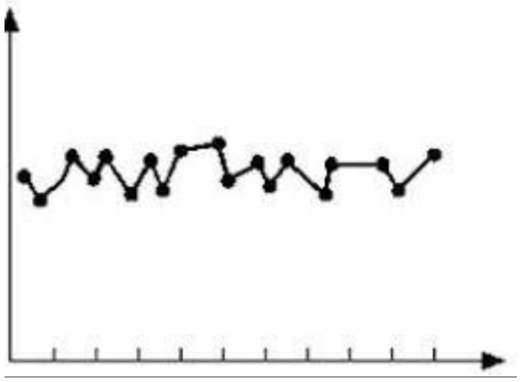
$$S(x;\alpha,\beta,\gamma) = \begin{cases} 0 & ,x \le \alpha \\ 2\left(\frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha}\right)^2 & ,\alpha \le x \le \beta \\ 1-2\left(\frac{\gamma-x}{\gamma-\alpha}\right)^2 & ,\beta \le x \le \gamma \\ 1 & ,x \ge \gamma \end{cases} \tag{2.7}$$

2.5 Analisis Runtun Waktu

Runtun waktu (*time series*) adalah himpunan observasi data terurut dalam waktu misalnya harian, mingguan, bulanan, dan tahunan. Analisis runtun waktu merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu. Peramalan suatu data runtun waktu (*time series*) perlu memperhatikan tipe atau pola data. Menurut Makridakis dan Wheelwright (1999) terdapat empat macam pola data runtun waktu antara lain:

1. Pola Data Horizontal

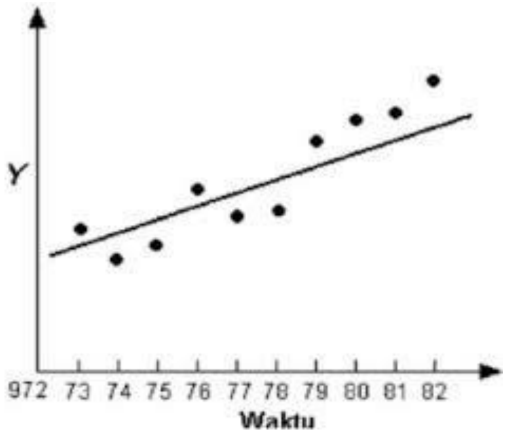
   Pola data horizontal terjadi pada saat nilai data berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan atau stasioner terhadap nilai rata-ratanya. Jenis pola data horizontal ditunjukkan oleh Gambar 2.6



Gambar 2.6 Plot Data Horizontal

2. Pola Data Trend

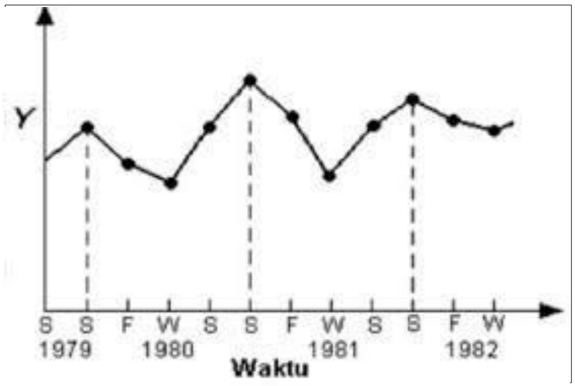
   Pola data trend terjadi pada saat terdapat kenaikan atau penurunan jangka panjang dalam data. Jenis pola data trend ditunjukkan oleh Gambar 2.7



Gambar 2.7 Pola Data Trend

3. Pola Data Musiman

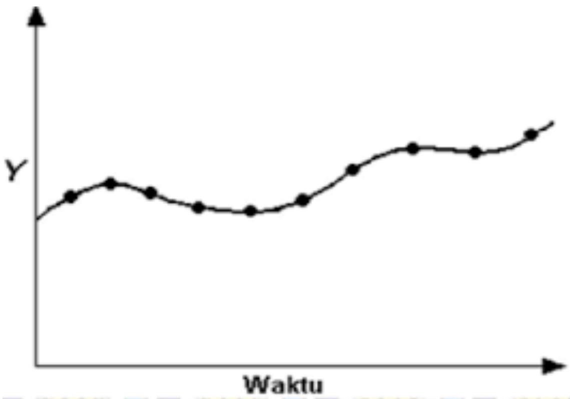
   Pola data musiman terjadi apabila suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman, misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu. Jenis pola data musiman ditunjukkan oleh Gambar 2.8



Gambar 2.8 Pola Musiman

4. Pola Data Siklis

   Pola data siklis terjadi apabila data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Jenis pola data siklis ditunjukkan oleh Gambar 2.9



Gambar 2.9 Pola Data Siklis

2.6 Markov *Chain*

Metode *fuzzy time series* Markov *Chain* pertama kali diperkenalkan oleh Tsaur (2012) yang digunakan untuk menghitung nilai tukar mata uang Taiwan dengan dolar Amerika. *Fuzzy time series* Markov *Chain* merupakan model hibrida *fuzzy time series* dengan proses stokastik rantai Markov. Dalam model tersebut, matriks probabilitas transisi digunakan sebagai dasar perhitungan peramalan. Probabilitas dari *state* menuju *state* berikutnya diperoleh dari *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG). Probabilitas transisi *state* dituliskan sebagai berikut

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1,2, \dots, n, \qquad (2.7)$$

dengan P_{ij} adalah probabilitas transisi satu langkah dari *state* A_i ke A_j dan M_{ij} adalah jumlah transisi satu langkah dari *state* A_i ke A_j sedangkan M_i adalah jumlah transisi yang termasuk dalam *state* A_i. Sehingga matriks probabilitas transisi dari seluruh *state* berdimensi $n \times n$ dengan n merupakan banyaknya himpunan *fuzzy*. Matriks probabilitas ***P*** dapat ditulis sebagai berikut

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \cdots & P_{nn} \end{pmatrix} \tag{2.8}$$

(Tsaur, 2012: 4934).

2.7 *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Pada ukuran ketepatan peramalan ini dilakukan perhitungan perbedaan antara data asli dan data hasil peramalan. Perbedaan tersebut dimutlakkan, kemudian dihitung ke dalam bentuk persentase terhadap data asli. Hasil persentase tersebut kemudian didapatkan nilai *mean*-nya.

Nilai MAPE memberikan petunjuk mengenai seberapa besar rata-rata kesalahan mutlak peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dan dinyatakan dengan rumus:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{X_t - F_t}{X_t}\right| \times 100\% \tag{2.9}$$

Data aktual dinyatakan dengan X_t, sedangkan data prediksi dinyatakan dengan F_t. Berdasarkan Lewis (1982), nilai MAPE dapat diinterpretasikan atau ditafsirkan ke dalam empat kategori. Kategori tersebut dapat dillihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Kategori Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kategori
< 10%	Sangat akurat
10 – 20%	Baik
20 – 50%	Layak
>50%	Tidak akurat