

## BAB 2 TEORI MOTOR INDUKSI TIGA PHASA DAN KONTROL KECEPATAN DENGAN ADAPTIF FUZZY

### 2.1. Motor Induksi Secara Umum

Motor induksi adalah jenis motor penggerak yang paling banyak digunakan di industri. Hal ini karena motor induksi mempunyai banyak keuntungan dibandingkan dengan motor listrik lainnya, khususnya jenis rotor sangkar tupai. Motor induksi terdiri dari dua bagian utama, yaitu stator dan rotor. Stator adalah bagian yang tidak bergerak, terdiri dari lapisan-lapisan besi dengan alur-alur berisi kumparan-kumparan. Kumparan-kumparan ini dihubungkan dengan sumber daya tiga phasa, sehingga didapatkan sebuah medan magnet putar. Kecepatan medan magnet putar tergantung pada jumlah kutub stator dan frekuensi sumber dayanya. Kecepatan ini disebut kecepatan sinkron, yang ditentukan dengan rumus:

$$N_s = \frac{120f}{P} \quad (2.1)$$

dengan  $N_s$  adalah kecepatan sinkron (rpm),  $f$  adalah frekuensi sumber daya (Hz), dan  $P$  adalah jumlah kutub stator. Rotor dari motor induksi ada dua macam, yaitu rotor sangkar tupai (squirrel cage rotor) dan rotor lilit (wound rotor). Pada jenis rotor sangkar tupai, rotornya terdiri dari besi yang dikelilingi oleh konduktor-konduktor yang terhubung singkat. [1]

Pada motor induksi terjadi slip saat berputar, pada kecepatan yang lebih rendah dari kecepatan dasarnya, motor induksi mengalami perbedaan antara dua kecepatan, perbedaan ini dikarenakan motor induksi mengalami *slip*/geseran yang meningkat sesuai meningkatnya beban. Untuk menghindari *slip* dapat dipasang sebuah cincin yang biasa disebut motor cincin geser/*slip ring motor*. Persamaan 2.2 dapat digunakan untuk menghitung persentase *slip*/geseran

$$\% \text{ slip} = \frac{N_s - N_b}{N_s} \times 100\% \quad (2.2)$$

Dimana,

$N_s$  = Kecepatan sinkron dalam RPM

$N_b$  = Kecepatan dasar dalam RPM

Konstruksi motor induksi pada dasarnya terdiri dari dua bagian yaitu, stator yang diam, dan rotor yang berputar. Motor induksi bila ditinjau dari jenis rotornya, terdiri dari dua macam, yaitu jenis rotor belitan dan jenis rotor sangkar tupai (*squirrel cage*). Pada motor induksi rotor belitan, rotornya tersusun dari kumparan tiga fasa seperti kumparan pada statornya. Pada rotor sangkar tupai rotornya menyerupai sangkar tupai, tersusun dari batang konduktor yang ujung-ujungnya terhubung dengan cincin penghubung (*shorting rings*). Motor induksi jenis ini konstruksinya sederhana, kuat, dan harga yang relatif murah, sehingga sering kali dipilih dibandingkan dengan motor induksi rotor belitan yang membutuhkan perawatan yang lebih sulit.

## 2.2. Prinsip Kerja Motor Induksi Tiga Fasa

Motor induksi bekerja berdasarkan induksi elektromagnetik dari kumparan stator kepada kumparan rotornya. Garis-garis gaya fluks yang diinduksikan dari kumparan stator akan memotong kumparan rotornya sehingga timbul emf (ggl) atau tegangan induksi dan karena penghantar (kumparan) rotor merupakan rangkaian yang tertutup, maka akan mengalir arus pada kumparan rotor. Penghantar (kumparan) rotor yang dialiri arus ini berada dalam garis gaya fluks yang berasal dari kumparan stator sehingga kumparan rotor akan mengalami gaya Lorentz yang menimbulkan torsi yang cenderung menggerakkan rotor sesuai dengan arah pergerakan medan induksi stator. Pada rangka stator terdapat kumparan stator yang ditempatkan pada slot-slotnya yang dililitkan pada sejumlah kutup tertentu. Jumlah kutup ini menentukan kecepatan berputarnya medan stator yang terjadi yang diinduksikan ke rotornya. Makin besar jumlah kutup akan mengakibatkan makin kecilnya kecepatan putar medan stator dan sebaliknya. Kecepatan berputarnya medan putar ini disebut kecepatan sinkron. Besarnya kecepatan sinkron ini adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\omega_{\text{sink}} &= 2\pi f \text{ (listrik, rad/dt)} \\ &= 2\pi f / P \text{ (mekanik, rad/dt)}\end{aligned}\tag{2.3}$$

atau:

$$N_s = 60 \cdot f / P \text{ (putaran/menit, rpm)}\tag{2.4}$$

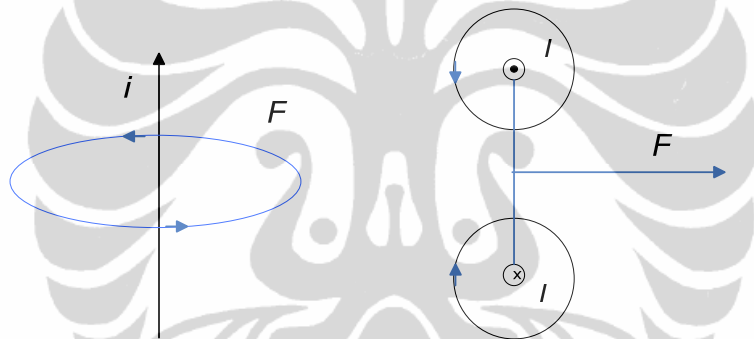
yang mana :

$f$  = frekuensi sumber AC (Hz)

$P$  = jumlah pasang kutub

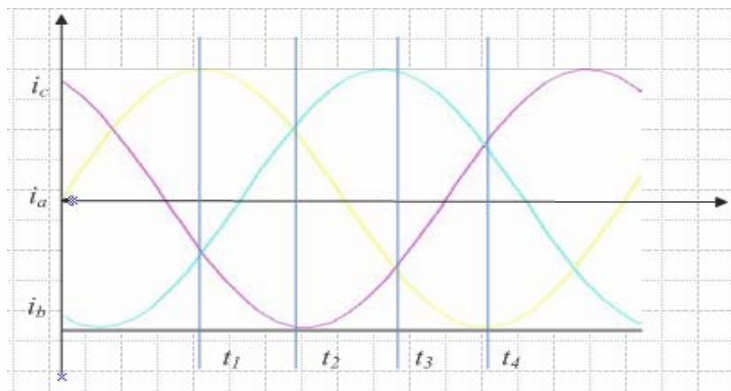
$N_s$  = kecepatan putaran sinkron medan magnet stator[2]

Motor induksi mendapatkan masukan tegangan bolak-balik tiga fasa pada statornya, masing-masing fasa dari masukan memiliki beda fasa sebesar  $120^\circ$ . Kumputan kawat di stator terhubung bintang sehingga akan mengalir arus tiga fasa pada kumputan stator tersebut, yang kemudian arus ini akan menghasilkan medan elektromagnet. Arah dari medan yang dihasilkan dari arus tersebut adalah di sekeliling kawat lurus yang dialiri arus akan timbul medan magnet melingkar yang arahnya sesuai dengan 'aturan tangan kanan'.

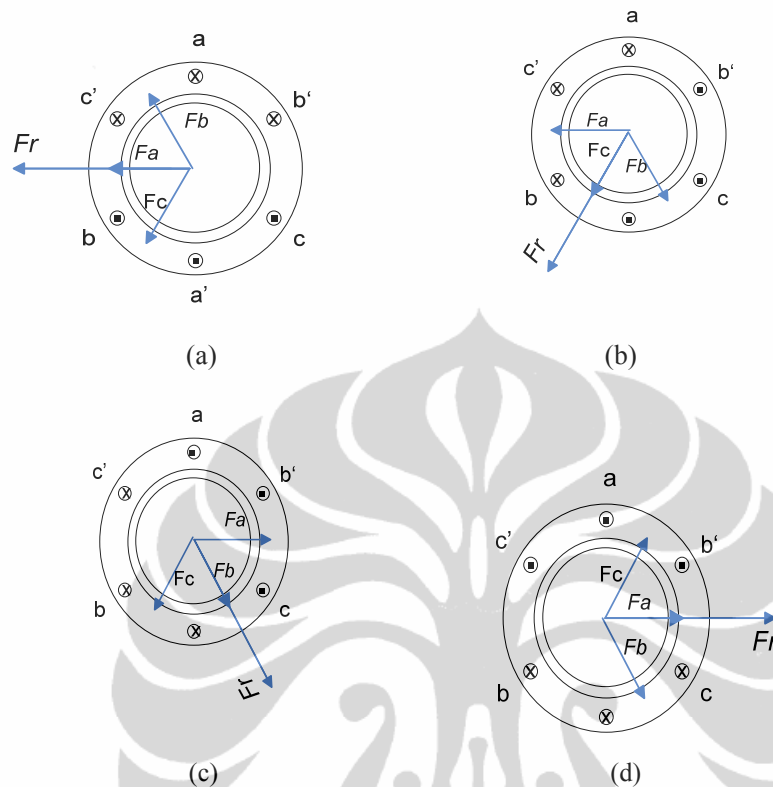


Gambar 2.1 Arah gaya magnet sesuai dengan aturan tangan kanan

Tegangan yang diberikan yang berupa tegangan tiga fasa bolak-balik yang berbeda fasa  $120^\circ$  dan akan menghasilkan arus tiga fasa. Arus tiga fasa dapat digambarkan seperti pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Arus tiga fasa



Gambar 2.3 (a) Gaya gerak magnet pada saat  $t_1$ ; (b) Gaya gerak magnet pada saat  $t_2$ ; (c) Gaya gerak magnet pada saat  $t_3$ ; (d) Gaya gerak magnet pada saat  $t_4$

Gambar 2.3 adalah gambar skema potongan melintang stator motor induksi, yang menunjukkan arah resultan dari medan yang dihasilkan arus stator.

Dimisalkan masing-masing phasa dinamakan phasa a, b, dan c yang berbeda  $120^\circ$  untuk antar phasanya. Berarti pada skema stator terdapat hubungan a-a', b-b', dan c-c'. Diambil waktu sampel  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ , dan  $t_4$ . Notasi yang digunakan pada analisis ini adalah *cross* (x) untuk nilai arus sesaat yang positif, sedangkan untuk nilai arus sesaat yang negatif digunakan *dot* (·) diletakkan pada pangkal konduktor.

Pada saat  $t_1$ , nilai sesaat arus  $i_a$  positif, sedangkan  $i_b$  dan  $i_c$  negatif, sehingga notasi pada pangkal konduktor a, b', dan c' adalah *cross* (x), sedangkan b, c, dan a' adalah *dot* (·). Menurut aturan tangan kanan, maka arah gaya-gaya magnet yang ditimbulkan oleh arus  $i_a$ ,  $i_b$ ,  $i_c$  adalah seperti gambar 2.3 (a), begitu juga notasi yang diberikan pada waktu  $t_2$ ,  $t_3$ , dan  $t_4$ . Jika analisis ini dilakukan pada

waktu yang kontinu maka akan terlihat perputaran resultan dan arah gaya magnet yang membentuk medan putar. Kecepatan medan putar ini memiliki persamaan matematis:

$$\omega_s = 2\pi f_e \quad (2.5)$$

Medan magnet yang berputar kemudian akan memotong batang-batang konduktor rotor, sehingga pada rotor timbul tegangan induksi lawan sebesar:

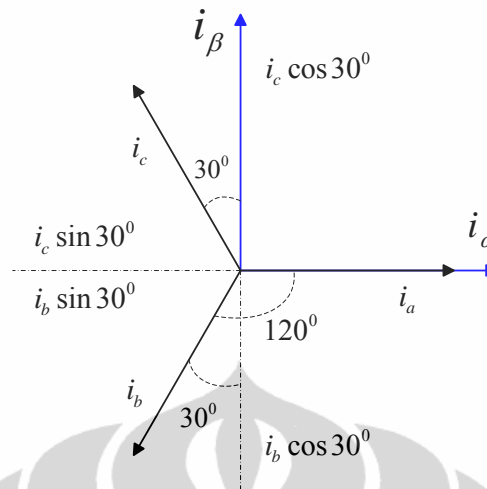
$$E_{ind} = 4,44.f_e.k.N.\Phi \quad (2.6)$$

Batang-batang konduktor merupakan rangkaian tertutup, sehingga adanya gaya gerak listrik induksi ini akan menimbulkan arus induksi pada rotor. Arus pada rotor akan menimbulkan medan magnet seperti pada stator, sehingga medan rotor ini akan berinteraksi dengan medan stator, menimbulkan gaya dan torsi pada rotor untuk berputar.

### 2.3. Teori Kerangka Acuan

Motor induksi yang digunakan dalam simulasi ini adalah motor induksi tiga fasa berkekuatan 1HP,10HP dan 50HP. Untuk mempermudah analisa dan perhitungan maka digunakan suatu metoda yang akan mengubah arus, fluks, dan tegangan tiga fasa ke bentuk dua fasa. Metode untuk melakukan transformasi tiga fasa ke bentuk dua fasa diam adalah transformasi Clarke, selanjutnya akan ditransformasikan lagi ke bentuk dua fasa berputar dengan transformasi Park.

Misalkan arus tiga fasa akan diubah ke dalam bentuk dua fasa diam dengan transformasi Clarke. Dianggap arus a, b, dan c bernilai sesuai fungsi sinusoida dan memiliki beda fasa sebesar  $120^0$  per phasanya. Lalu akan diubah kedalam dua fasa diam, yaitu sumbu  $\alpha\beta$ , atau dengan sumbu  $\alpha$  sebagai nilai real, dan  $\beta$  sebagai nilai imajiner. Transformasi clarke dapat dilihat pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 Transformasi tiga fasa ke dua fasa diam

Pada gambar 2.4 ditunjukkan bahwa  $i_\alpha$  adalah proyeksi dari  $i_a$ ,  $i_b$ , dan  $i_c$  pada sumbu real, sedangkan  $i_\beta$  merupakan proyeksi dari  $i_a$ ,  $i_b$ , dan  $i_c$  pada sumbu imajiner. Sehingga dalam bentuk matrik:

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Nilai  $i_0$  merupakan arus urutan nol (*zero sequence current*) yang bernilai nol pada keadaan setimbang dan ideal. Sehingga persamaan 2.7 dalam bentuk lain dapat ditulis:

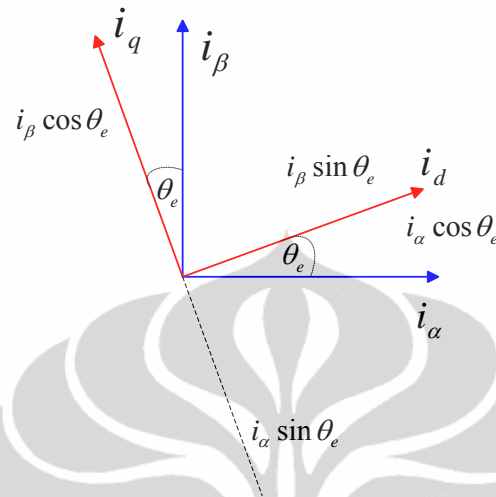
$$\text{Re}(\bar{i}_s) = i_\alpha = \sqrt{\frac{2}{3}} [\text{Re}(I_a \angle \theta_a) + \text{Re}(I_b \angle \theta_b) + \text{Re}(I_c \angle \theta_c)] = \sqrt{\frac{2}{3}} [i_a - \frac{1}{2}i_b - \frac{1}{2}i_c] \quad (2.8)$$

$$\text{Im}(\bar{i}_s) = i_\beta = \sqrt{\frac{2}{3}} [\text{Im}(I_a \angle \theta_a) + \text{Im}(I_b \angle \theta_b) + \text{Im}(I_c \angle \theta_c)] = \sqrt{\frac{2}{3}} [-\frac{\sqrt{3}}{2}i_b + \frac{\sqrt{3}}{2}i_c] \quad (2.9)$$

Nilai konstanta  $\sqrt{\frac{2}{3}}$  pada persamaan 2.7 – 2.9 adalah nilai konstanta untuk sistem *power invariant*[3].

Transformasi Clarke telah mentransformasikan bentuk tiga fasa, ke

dalam bentuk dua fasa diam ( $i_\alpha$  dan  $i_\beta$ ), selanjutnya akan ditransformasikan dengan transformasi Park untuk mendapatkan nilai dua fasa berputar ( $i_d$  dan  $i_q$ ).



Gambar 2.5 Transformasi dua fasa diam ke dua fasa berputar (*rotating*)

Gambar 2.5 menunjukkan bahwa arus pada sumbu dq berputar membentuk sudut  $\theta_e$  terhadap sumbu  $\alpha\beta$  yang diam. Nilai  $\theta_e$  akan berubah terhadap waktu sehingga kerangka dari sumbu dq pun akan berputar sesuai dengan perubahan yang terjadi pada nilai  $\theta_e$ . Transformasi Park dapat dituliskan dalam matrik:

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \sin \theta_e \\ -\sin \theta_e & \cos \theta_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Bila transformasi Clarke dan Park digabungkan, maka matriks transformasinya akan merubah besaran tiga fasa ke bentuk besaran dua fasa berputar, seperti yang ditunjukkan persamaan 2.11.

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ i_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_e - \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin \theta_e & -\sin(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_e - \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

## 2.4. Model Motor Induksi Kerangka Acuan Sumbu $\alpha\beta$

Pemodelan motor tiga fasa ini dilakukan dalam kerangka acuan sumbu  $\alpha\beta$ . Vektor tegangan stator  $\bar{v}_s'$ , vektor arus stator  $\bar{i}_s'$ , vektor fluks stator  $\bar{\psi}_s'$ , dan vektor fluks rotor  $\bar{\psi}_r'$  dalam kerangka acuan fluks rotor adalah sebagai berikut [1]:

$$\bar{v}_s' = \bar{v}_s e^{-j\theta_e} = v_{sd} + jv_{sq} \quad (2.12)$$

$$\bar{i}_s' = \bar{i}_s e^{-j\theta_e} = i_{sd} + ji_{sq} \quad (2.13)$$

$$\bar{\psi}_s' = \bar{\psi}_s e^{-j\theta_e} = \psi_{sd} + j\psi_{sq} \quad (2.14)$$

$$\bar{\psi}_r' = \bar{\psi}_r e^{-j(\theta_e - \theta_r)} = \psi_{sd} + j\psi_{sq} \quad (2.15)$$

Persamaan (2.12) hingga (2.60) jika dilihat dari kerangka acuan stator, maka dapat ditulis sebagai berikut :

$$\bar{v}_s = \bar{v}_s' e^{j\theta_e} \quad (2.16)$$

$$\bar{i}_s = \bar{i}_s' e^{j\theta_e} \quad (2.17)$$

$$\bar{\psi}_s = \bar{\psi}_s' e^{j\theta_e} \quad (2.18)$$

$$\bar{\psi}_r = \bar{\psi}_r' e^{j(\theta_e - \theta_r)} \quad (2.19)$$

Persamaan tegangan dan fluks, baik stator maupun rotor pada motor induksi adalah sebagai berikut :

$$\bar{V}'_s = R_s \bar{i}'_s + \frac{d}{dt} \bar{\psi}'_s \quad (2.20)$$

$$\bar{V}'_r = R_r \bar{i}'_r + \frac{d}{dt} \bar{\psi}'_r \quad (2.21)$$

$$\bar{\psi}'_s = L_s \bar{i}'_s + L_m \bar{i}'_r \quad (2.22)$$

$$\bar{\psi}'_r = L_r \bar{i}'_r + L_m \bar{i}'_s \quad (2.23)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan persamaan (2.12) hingga (2.15) ke dalam persamaan (2.20) hingga (2.23), maka didapat persamaan umum motor induksi sebagai berikut :



$$\vec{V}_s = R_s \vec{i}_s + \frac{d}{dt} \vec{\psi}_s + j\omega_e \vec{\psi}_s \quad (2.24)$$

$$\vec{V}_r = R_r \vec{i}_r + \frac{d}{dt} \vec{\psi}_r + j(\omega_e - \omega_r) \vec{\psi}_r \quad (2.25)$$

$$\vec{\psi}_s = L_s \vec{i}_s + L_m \vec{i}_r \quad (2.26)$$

$$\vec{\psi}_r = L_r \vec{i}_r + L_m \vec{i}_s \quad (2.27)$$

Karena kerangka acuan yang digunakan adalah kerangka acuan stator, maka nilai  $\omega_e = 0$ . Jika persamaan-persamaan (2.24) – (2.27) diubah ke dalam sumbu  $\alpha\beta$ , maka persamaan (2.24) menjadi :

$$V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + \frac{d}{dt} \psi_{s\alpha} \quad (2.28)$$

$$V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \frac{d}{dt} \psi_{s\beta} \quad (2.29)$$

Karena rotor merupakan jenis *squirrel cage*, yang terminal - terminalnya dihubungkan singkat, maka  $V_r = 0$ , sehingga persamaan (2.25) menjadi :

$$\frac{d}{dt} \psi_{r\alpha} = -R_r i_{r\alpha} - \omega_r \psi_{r\beta} \quad (2.30)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{r\beta} = -R_r i_{r\beta} + \omega_r \psi_{r\alpha} \quad (2.31)$$

Persamaan (2.26) menjadi :

$$\psi_{s\alpha} = L_s i_{s\alpha} + L_m i_{r\alpha} \quad (2.32)$$

$$\psi_{s\beta} = L_s i_{s\beta} + L_m i_{r\beta} \quad (2.33)$$

Persamaan (2.27) menjadi :

$$i_{r\alpha} = \frac{1}{L_r} (\psi_{r\alpha} - L_m i_{s\alpha}) \quad (2.34)$$

$$i_{r\beta} = \frac{1}{L_r} (\psi_{r\beta} - L_m i_{s\beta}) \quad (2.35)$$

Persamaan (2.34) disubstitusikan ke persamaan (2.30) sehingga didapatkan :

$$\frac{d}{dt} \psi_{r\alpha} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{r\alpha} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{s\alpha} - \omega_r \psi_{r\beta} \quad (2.36)$$

Persamaan (2.35) disubstitusikan ke persamaan (2.31) sehingga didapatkan :

$$\frac{d}{dt}\psi_{r\beta} = -\frac{R_r}{L_r}\psi_{r\beta} + \frac{R_r}{L_r}L_m i_{s\beta} + \omega_r\psi_{r\alpha} \quad (2.37)$$

Persamaan (2.32) disubstitusikan ke persamaan (2.28), didapatkan :

$$V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + L_s \frac{d}{dt}i_{s\alpha} + L_m \frac{d}{dt}i_{r\alpha} \quad (2.38)$$

Persamaan (2.34) disubstitusikan ke persamaan (2.38), maka didapat :

$$V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + L_s \frac{d}{dt}i_{s\alpha} + \frac{L_m}{L_r} \frac{d}{dt}\psi_{r\alpha} - \frac{L_m^2}{L_r} \frac{d}{dt}i_{s\alpha} \quad (2.39)$$

Persamaan (2.30) disubstitusikan ke persamaan (2.39) menjadi :

$$V_{s\alpha} = R_s i_{s\alpha} + (\sigma L_s) \frac{d}{dt}i_{s\alpha} - \frac{L_m R_r}{L_r} i_{r\alpha} - \frac{L_m}{L_r} \omega_r \psi_{r\beta} \quad (2.40)$$

Persamaan (2.34) disubstitusikan ke persamaan (2.40) menjadi :

$$\frac{d}{dt}i_{s\alpha} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\alpha} + \left(-\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r}\right) i_{s\alpha} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r \tau_r} \psi_{r\alpha} + \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{r\beta} \quad (2.41)$$

Untuk mencari persamaan untuk  $i_{sq}$  maka persamaan (2.33) disubstitusikan ke persamaan (2.29), sehingga didapat :

$$V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + L_s \frac{d}{dt}i_{s\beta} + L_m \frac{d}{dt}i_{r\beta} \quad (2.42)$$

Persamaan (2.35) disubstitusikan ke persamaan (2.42) sehingga menjadi:

$$V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + L_s \frac{d}{dt}i_{s\beta} + \frac{L_m}{L_r} \frac{d}{dt}\psi_{r\beta} - \frac{L_m^2}{L_r} \frac{d}{dt}i_{s\beta} \quad (2.43)$$

Persamaan (2.30) disubstitusikan ke persamaan (2.43) menjadi :

$$V_{s\beta} = R_s i_{s\beta} + \left(L_s - \frac{L_m^2}{L_r}\right) \frac{d}{dt}i_{s\beta} - \frac{L_m R_r}{L_r} i_{r\beta} + \frac{L_m}{L_r} \omega_r \psi_{r\alpha} \quad (2.44)$$

Persamaan (2.35) disubstitusikan ke persamaan (2.44), didapat :

$$\frac{d}{dt}i_{s\beta} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\beta} + \frac{1}{\sigma L_s} \left(-R_s - \frac{L_m^2}{\tau_r L_r}\right) i_{s\beta} + \frac{L_m}{\sigma L_s \tau_r L_r} \psi_{r\beta} - \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{r\alpha} \quad (2.45)$$

$$\text{Dengan } \sigma = \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_s L_r} \text{ dan } \tau_r = \frac{L_r}{R_r}$$

Sehingga didapatkan model motor di dalam sumbu alfa-beta sebagai berikut [6] :

$$\frac{d}{dt} i_{s\alpha} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\alpha} + \left( -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right) i_{s\alpha} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r \tau_r} \psi_{r\alpha} + \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{r\beta} \quad (2.41)$$

$$\frac{d}{dt} i_{s\beta} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{s\beta} + \frac{1}{\sigma L_s} \left( -R_s - \frac{L_m^2}{\tau_r L_r} \right) i_{s\beta} + \frac{L_m}{\sigma L_s \tau_r L_r} \psi_{r\beta} - \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{r\alpha} \quad (2.45)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{r\alpha} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{r\alpha} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{s\alpha} - \omega_r \psi_{r\beta} \quad (2.36)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{r\beta} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{r\beta} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{s\beta} + \omega_r \psi_{r\alpha} \quad (2.37)$$

## 2.5. Model Motor Induksi Kerangka Acuan Sumbu dq

Pemodelan motor induksi tiga fasa kerangka acuan dq dilakukan berdasarkan kerangka acuan stator dengan parameter model yang digunakan adalah dengan arus stator dan fluks rotor. Karena kerangka acuan yang digunakan adalah kerangka acuan stator, maka nilai kecepatan sinkron stator  $\omega_e = 0$ . Jika persamaan-persamaan (2.24 - 2.27) diubah ke dalam sumbu dq, maka persamaan (2.24) menjadi :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d}{dt} \psi_{sd} - \omega_e \psi_{sq} \quad (2.46)$$

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d}{dt} \psi_{sq} + \omega_e \psi_{sd} \quad (2.47)$$

Karena rotor pada *squirrel cage* dihubungkan singkat, maka tegangan rotor adalah nol ( $V_r = 0$ ), sehingga persamaan (2.25) menjadi :

$$\frac{d}{dt} \psi_{rd} = -R_r i_{rd} + (\omega_e - \omega_r) \psi_{rq} \quad (2.48)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{rq} = -R_r i_{rq} - (\omega_e - \omega_r) \psi_{rd} \quad (2.49)$$

Dari persamaan (2.26) didapat fluks stator pada sumbu d dan q:

$$\psi_{sd} = L_s i_{sd} + L_m i_{rd} \quad (2.50)$$

$$\psi_{sq} = L_s i_{sq} + L_m i_{rq} \quad (2.51)$$

Dari persamaan (2.27) didapat fluks rotor pada sumbu d dan q:

$$\psi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m i_{sd} \quad (2.52)$$

$$\psi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m i_{sq} \quad (2.53)$$

Dari persamaan (2.52) dan (2.53) didapat persamaan arus rotor sebagai berikut :

$$i_{rd} = \frac{1}{L_r} (\psi_{rd} - L_m i_{sd}) \quad (2.54)$$

$$i_{rq} = \frac{1}{L_r} (\psi_{rq} - L_m i_{sq}) \quad (2.55)$$

Persamaan (2.50) disubstitusikan ke persamaan (2.48) sehingga didapat :

$$\frac{d}{dt} \psi_{rd} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{rd} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{sd} + (\omega_e - \omega_r) \psi_{rq} \quad (2.56)$$

Persamaan (2.55) disubstitusikan ke persamaan (2.49) sehingga didapat :

$$\frac{d}{dt} \psi_{rq} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{rq} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{sq} - (\omega_e - \omega_r) \psi_{rd} \quad (2.57)$$

Substitusikan persamaan (2.50) dan (2.51) ke dalam persamaan (2.54) sehingga didapat :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + L_s \frac{d}{dt} i_{sd} + L_m \frac{d}{dt} i_{rd} - \omega_e L_s i_{sq} - \omega_e L_m i_{rq} \quad (2.58)$$

Selanjutnya persamaan arus rotor (2.54) dan (2.55) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.57) di atas sehingga didapat :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + L_s \frac{d}{dt} i_{sd} + \frac{L_m}{L_r} \frac{d}{dt} \psi_{rd} - \frac{L_m^2}{L_r} \frac{d}{dt} i_{sd} - \omega_e L_s i_{sq} - \omega_e \frac{L_m}{L_r} \psi_{rq} + \omega_e \frac{L_m}{L_r} i_{sq} \quad (2.59)$$

Persamaan (2.56) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.58) sehingga didapat :

$$V_{sd} = R_s i_{sd} + (\sigma L_s) \frac{d}{dt} i_{sd} - \frac{L_m R_r}{L_r} i_{rd} + \frac{L_m}{L_r} (-\omega_r) \psi_{rq} - \omega_e \sigma L_s i_{sq} \quad (2.60)$$

Selanjutnya persamaan (2.54) disubstitusikan ke persamaan (2.60) di atas sehingga menjadi :

$$\frac{d}{dt} i_{sd} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{sd} + \left( -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right) i_{sd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r \tau_r} \psi_{rd} + \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{rq} + \omega_e i_{sq} \quad (2.61)$$

Kemudian hal yang sama dilakukan untuk mencari  $i_{sq}$ . Pertama persamaan (2.50) dan (2.51) disubstitusikan ke persamaan (2.47) sehingga didapat :

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + L_s \frac{d}{dt} i_{sq} + L_m \frac{d}{dt} i_{rq} + \omega_e L_s i_{sd} + \omega_e L_m i_{rd} \quad (2.62)$$

Selanjutnya substitusikan persamaan arus rotor (2.54) dan (2.55) ke persamaan (2.62) di atas sehingga menjadi :

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + L_s \frac{d}{dt} i_{sq} + \frac{L_m}{L_r} \frac{d}{dt} \psi_{rq} - \frac{L_m^2}{L_r} \frac{d}{dt} i_{sq} + \omega_e L_s i_{sd} + \omega_e \frac{L_m}{L_r} \psi_{rd} - \omega_e \frac{L_m^2}{L_r} i_{sd} \quad (2.63)$$

Kemudian substitusikan persamaan (2.58) ke persamaan (2.44) sehingga didapat :

$$V_{sq} = R_s i_{sq} + \left( L_s - \frac{L_m^2}{L_r} \right) \frac{d}{dt} i_{sq} - \frac{L_m R_r}{L_r} i_{rq} - \frac{L_m}{L_r} (\omega_e - \omega_r) \psi_{rd} + \omega_e \left( L_s - \frac{L_m^2}{L_r} \right) i_{sd} + \omega_e \frac{L_m}{L_r} \psi_{rd} \quad (2.64)$$

Dan terakhir substitusikan persamaan (2.54) ke persamaan (2.45) di atas sehingga didapat persamaan model motor, yaitu :

$$\frac{d}{dt} i_{sq} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{sq} + \frac{1}{\sigma L_s} \left( -R_s - \frac{L_m^2}{\tau_r L_r} \right) i_{sq} + \frac{L_m}{\sigma L_s \tau_r L_r} \psi_{rq} - \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{rd} - \omega_e i_{sd} \quad (2.65)$$

Dengan:

$$\sigma = \frac{L_s L_r - L_m^2}{L_s L_r} \quad \text{dan} \quad \tau_r = \frac{L_r}{R_r}$$

Sehingga didapatkan model motor dalam kerangka acuan dq adalah[7]:

$$\frac{d}{dt} i_{sd} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{sd} + \left( -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right) i_{sd} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r \tau_r} \psi_{rd} + \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{rq} + \omega_e i_{sq} \quad (2.61)$$

$$\frac{d}{dt} i_{sq} = \frac{1}{\sigma L_s} V_{sq} + \frac{1}{\sigma L_s} \left( -R_s - \frac{L_m^2}{\tau_r L_r} \right) i_{sq} + \frac{L_m}{\sigma L_s \tau_r L_r} \psi_{rq} - \frac{L_m \omega_r}{\sigma L_s L_r} \psi_{rd} - \omega_e i_{sd} \quad (2.65)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{rd} = -\frac{R_r}{L_r} \psi_{rd} + \frac{R_r}{L_r} L_m i_{sd} + (\omega_e - \omega_r) \psi_{rq} \quad (2.56)$$

$$\frac{d}{dt}\psi_{rq} = -\frac{R_r}{L_r}\psi_{rq} + \frac{R_r}{L_r}L_m i_{sq} - (\omega_e - \omega_r)\psi_{rd} \quad (2.57)$$

Pada kerangka acuan fluks rotor, arus magnetisasi rotor,  $\vec{i}_{mr}$  dapat ditulis dengan[1]:

$$\vec{i}_{mr} = i_{mr} = \vec{i}'_s + \frac{L_r}{L_m} \vec{i}'_r \quad (2.66)$$

Persamaan (2.61) dapat ditulis sebagai berikut :

$$\vec{i}'_r = \left( \vec{i}_{mr} - \vec{i}'_s \right) \frac{L_m}{L_r} \quad (2.67)$$

Persamaan (2.67) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.23) sehingga didapatkan :

$$\vec{\psi}'_r = L_m \vec{i}_{mr} \quad (2.68)$$

Untuk motor induksi *squirrel cage* tegangan rotor bernilai nol, serta nilai  $\omega_e = 0$ , sehingga persamaan tegangan stator (2.51) dan tegangan rotor (2.52) menjadi sebagai berikut :

$$\vec{V}_s = R_s \vec{i}'_s + \frac{d}{dt} \vec{\psi}_s \quad (2.69)$$

$$\vec{V}_r = R_r \vec{i}'_r + \frac{d}{dt} \vec{\psi}'_r = 0 \quad (2.70)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan (2.16), (2.17) dan (2.18) ke dalam persamaan (2.46) maka didapat persamaan sebagai berikut :

$$\vec{v}'_s e^{j\theta_e} = R_s \vec{i}'_s e^{j\theta_e} + \frac{d}{dt} (\vec{\psi}'_s e^{j\theta_e}) = R_s \vec{i}'_s e^{j\theta_e} + e^{j\theta_e} \frac{d}{dt} \vec{\psi}'_s + j\omega_e \vec{\psi}'_s \quad (2.71)$$

Persamaan (2.52) di atas jika diubah menjadi sumbu dq, maka menjadi :

$$v_{sd} = R_s i_{sd} + L_s \sigma \frac{d}{dt} i_{sd} - \omega_e L_s \sigma i_{sq} + L_s (1 - \sigma) \frac{d}{dt} i_{mr} \quad (2.72)$$

$$v_{sq} = R_s i_{sq} + L_s \sigma \frac{d}{dt} i_{sq} + \omega_e L_s \sigma i_{sd} + L_s (1 - \sigma) \omega_e i_{mr} \quad (2.73)$$

Selanjutnya substitusikan persamaan (2.49) dan (2.47) ke dalam persamaan (2.48) sehingga didapat :

$$i_{sd} = i_{mr} + \frac{L_r}{R_r} \frac{d}{dt} i_{mr} \quad (2.74)$$

$$i_{sq} = (\omega_e - p\omega_r) \frac{L_r}{R_r} i_{mr} \quad (2.75)$$

Dari persamaan (2.74) dan (2.75) di atas dapat diperoleh persamaan  $i_{mr}$  dan  $\omega_e$  sebagai berikut :

$$\frac{d}{dt} i_{mr} = \frac{R_r}{L_r} (i_{sd} - i_{mr}) \quad (2.76)$$

$$\omega_e = p\omega_r + \frac{R_r}{L_r} \frac{i_{sq}^*}{i_{mr}} \quad (2.77)$$

Dengan  $i_{sq}^*$  adalah arus referensi stator pada sumbu q.

$$\frac{d}{dt} \theta_e = \omega_e \quad (2.78)$$

Persamaan kecepatan rotor adalah [6]:

$$\frac{d}{dt} \omega_r = \frac{(T_e - T_l)}{J} \quad (2.79)$$

Persamaan umum torsi dalam motor induksi adalah [1]:

$$T_e = p \frac{L_m}{L_r} (i_{sq} \Psi_{rd} - i_{sd} \Psi_{rq}) \quad (2.80)$$

Karena dalam kerangka acuan fluks rotor, maka sumbu q fluks rotor  $\Psi_{rq}$  bernilai nol. Persamaan (2.63) jika diubah ke dalam sumbu dq, dan disubstitusikan ke persamaan (2.75) di atas maka menjadi :

$$T_e = N_p \frac{L_m}{L_r} i_{sq} \Psi_{rd} = N_p \frac{L_m^2}{L_r} i_{sq} i_{mr} = N_p (1 - \sigma) L_s i_{sq} i_{mr} \quad (2.81)$$

$P = N_p =$  Jumlah kutub pada rotor.

Dimana parameter-parameter motor yang digunakan di atas adalah :

$R_r =$  Hambatan pada rotor (  $\Omega$  )  $v_{sd} =$  Tegangan stator sumbu d ( V )

$R_s =$  Hambatan pada stator (  $\Omega$  )  $v_{sq} =$  Tegangan stator sumbu q ( V )

$L_m =$  Induktansi magnetik ( H )  $i_{sd} =$  Arus stator sumbu d ( A )

$L_r =$  Induktansi rotor ( H )  $i_{sq} =$  Arus stator sumbu q ( A )

$L_s$  = Induktansi stator ( H )

$\psi_{rd}$  = Fluks rotor sumbu d ( Wb )

$\sigma$  = Koefisien leakage

$\psi_{rq}$  = Fluks rotor sumbu q ( Wb )

$\tau_r = L_r/R_r$  ( H/ $\Omega$  )

$\omega_r$  = Kecepatan motor ( rad/s )

## 2.6. Sistem Kendali Adaptif Fuzzy

Pada Pemodelan motor tiga fasa ini dilakukan *self tuning PI* untuk kontrol kecepatan dengan menggunakan metode kendali fuzzy logic untuk mendapatkan nilai gain Proporsional dan nilai gain Integral agar ketika parameter motor mengalami perubahan secara otomatis nilai  $k_p$  dan  $k_i$  akan menyesuaikan sesuai dengan aturan dari masukan nilai parameter motor, dimana dalam aturan penggunaan metode adaptif fuzzy memiliki bagian-bagian sebagai berikut :

### 2.6.1 Himpunan Fuzzy Dan Crisp

Himpunan Crisp A didefinisikan oleh elemen-elemen yang ada pada himpunan itu. Jika  $a \in A$ , maka nilai yang berhubungan dengan a adalah 1. Namun, jika  $a \notin A$ , maka nilai yang berhubungan dengan a adalah 0. Notasi  $A = \{x/P(x)\}$  menunjukkan bahwa A berisi elemen x dengan P(x) benar. Jika  $XA$  merupakan fungsi karakteristik A dan properti P, maka dapat dikatakan bahwa P(x) benar, jika dan hanya  $XA(x) = 1$ .

Himpunan fuzzy didasarkan pada gagasan untuk memperluas jangkauan fungsi karakteristik sedemikian hingga fungsi tersebut akan mencakup bilangan real pada interval [0,1]. Nilai keanggotaan menunjukkan bahwa suatu elemen dalam semesta pembicaraan tidak hanya berada pada 0 atau 1, namun juga nilai yang terletak diantaranya. Dengan kata lain, nilai kebenaran suatu elemen tidak hanya bernilai benar atau salah. Nilai 0 menunjukkan salah, nilai 1 menunjukkan benar, dan masih ada nilai-nilai yang terletak antara benar dan salah.

Sistem kendali logika adaptif fuzzy akan mengubah dan menyesuaikan parameter kendali secara otomatis sesuai dengan kelakuan sistem yang dikehendaki. Sistem adaptif fuzzy dapat dipandang sebagai sistem logika fuzzy yang memiliki kemampuan membangkitkan aturan-aturan (*rule*) secara otomatis melalui pembelajaran.



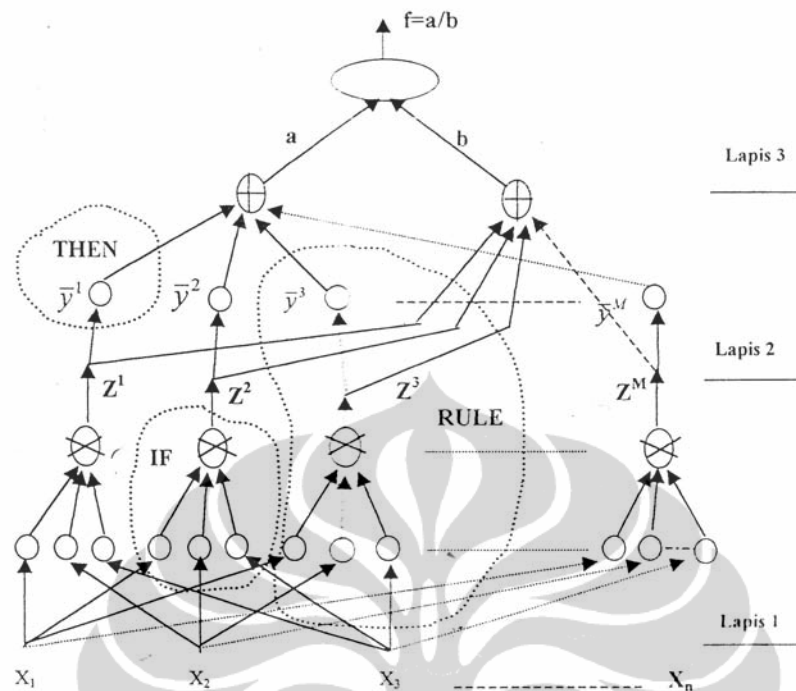
Salah satu algoritma pembelajaran yang dapat digunakan yaitu pembelajaran dengan *gradient descent* yang disebut juga dengan *error backpropagation*. Sistem logika fuzzy yang akan digunakan yaitu fuzzyfikasi singleton, defuzzyfikasi rata-rata tengah (*center average defuzzifier*), dan fungsi keanggotaan gaussian, sehingga keluaran adaptif fuzzy dapat dinyatakan dalam bentuk pers. (2.89)[5]

$$F(x) = \frac{\sum_{l=1}^m y^l \left[ \prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left( - \left( \frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^m \left[ \prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left( - \left( \frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (2.82)$$

Parameter yang dapat diubah dari sistem logika fuzzy di atas yaitu

$$a_i^l \in (0,1), \sigma_i^l, y^l \in V, \bar{x}_i^l \in U_i, \quad (2.83)$$

dimana  $V$  adalah semesta pembicaraan pada keluaran sedangkan  $U_i$  adalah semesta pembicaraan pada masing-masing masukannya.  $M$  adalah banyaknya fungsi keanggotaan fuzzy dan  $N$  adalah banyaknya masukan sedangkan  $F(x)$  adalah sinyal keluaran jaringan fuzzy. Variabel  $\bar{x}_i^l$  dan  $\sigma_i^l$  masing-masing adalah parameter titik tengah dan lebar fungsi keanggotaan masukan Gaussian, sedangkan titik titik tengah fungsi keanggotaan keluarannya adalah  $y^l$ . Diasumsikan  $a_i^l = 1$  karena harga dari fungsi keanggotaan maksimum berharga 1. Struktur jaringan adaptif fuzzy seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6. Struktur Jaringan Adaptif Fuzzy

Jika dimiliki pasangan masukan dan keluaran  $(x^p, y^p)$ ,  $x^p \in U \subset \mathbb{R}^n$ ,  $y^p \in U \subset \mathbb{R}$  maka harus dirancang suatu sistem fuzzy  $F(x)$  seperti dalam persamaan (2.89), sehingga error ( $e^p$ ) dapat diminimalkan.

$$e^p = \frac{1}{2} [F(x^p) - y^p]^2 \quad (2.84)$$

Dengan menggunakan *gradient descent* dapat ditentukan parameter  $\sigma_i^l$ ,  $\bar{x}_i^l$  dan  $\bar{y}^l$ . Penentuan  $\bar{y}^l$  dapat dilatih menggunakan

$$\bar{y}^l(q+1) = \bar{y}^l(q) - \alpha \left. \frac{\partial e}{\partial \bar{y}^l} \right|_q \quad (2.85)$$

dimana  $l = 1, 2, 3, \dots, M$ ,  $q = 0, 1, 2, \dots, n$  dan  $\alpha$  adalah konstanta pembelajaran, dengan persamaan  $f = a/b$  dan

$$a = \sum_{l=1}^m (\bar{y}^l z^l) \quad (2.86)$$

$$b = \sum_{l=1}^m (z^l) \quad (2.87)$$

$$z^l = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \quad (2.88)$$

dimana  $a$  adalah hasil defuzzifikasi,  $b$  adalah jumlah nilai fungsi keanggotaan dan  $z$  adalah nilai fungsi keanggotaan dari  $x$ . Dengan menggunakan dalil rantai (*chain rule*) didapatkan

$$\bar{y}^l(q+1) = \bar{y}^l(q) - \alpha \frac{f - y}{b} z^l \quad (2.89)$$

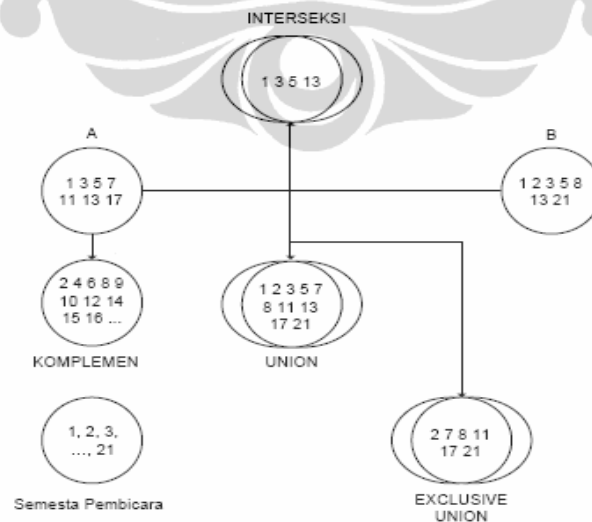
dimana  $l = 1, 2, 3, \dots, M$ ,  $q = 0, 1, 2, \dots, n$ .

### 2.6.2 Operator-Operator Fuzzy

Pada logika tradisional, fungsi keanggotaan suatu himpunan terbagi atas 2 daerah, Dengan kata lain, fungsi keanggotaan himpunan  $A$  bernilai nol (0), jika  $x$  bukan merupakan elemen dari himpunan  $A$ . Sebaliknya, fungsi keanggotaan himpunan  $A$  akan bernilai satu (1) jika  $x$  merupakan anggota  $A$ . Keanggotaan himpunan *crisp* selalu dapat dikategorikan secara penuh tanpa ada dikotomi atau ambiguitas. Pada himpunan *crisp*, ada 4 operasi dasar seperti pada Gambar 2.7 yaitu komplement, *union*, *exclusive union* dan interseksi.

$\mu_A[x] = 0$ , jika  $x \notin A$  atau

$\mu_A[x] = 1$ , jika  $x \in A$ .



Gambar 2.7. Operasi Himpunan *Crisp*

*Union* dari himpunan A dan B ( $A \cup B$ ) berisi semua elemen yang berada pada himpunan A atau pada himpunan B. Interseksi dari himpunan A dan B ( $A \cap B$ ) berisi semua elemen yang berada pada himpunan A di himpunan B atau sebaliknya. Dikarenakan diskripsi ini hanya menggunakan operasi AND saja maka hanya operasi dasar Zadeh interseksi yang akan dibahas

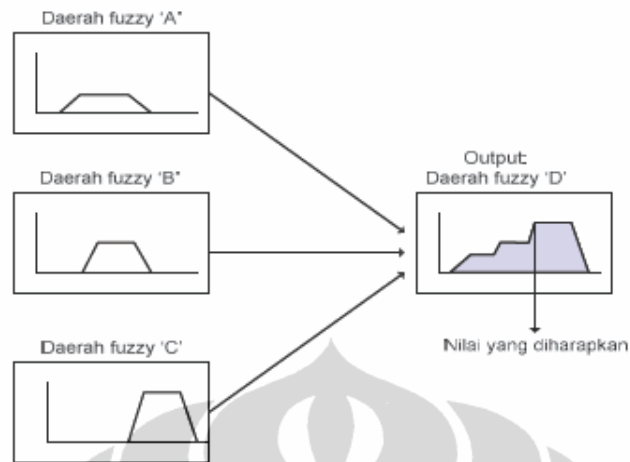
## 2.7 Defuzzifikasi

Input dari proses defuzzifikasi adalah suatu himpunan fuzzy yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan fuzzy, sedangkan output yang dihasilkan merupakan suatu bilangan pada domain himpunan fuzzy tersebut. Sehingga jika diberikan suatu himpunan fuzzy dalam *range* tertentu, maka harus dapat diambil suatu nilai *crisp* tertentu sebagai output seperti terlihat pada Gambar 2.8. Ada beberapa metode defuzzifikasi pada komposisi aturan MAMDANI dan yang digunakan pada tesis ini adalah metode *centroid*. Metode tersebut akan dijelaskan sebagai berikut :

### 2.7.1 Metode Centroid (*Composite Moment*)

Pada metode ini, solusi *crisp* diperoleh dengan cara mengambil titik pusat daerah fuzzy. Secara umum dirumuskan [1]:

$$z = \frac{\int_z z \mu(z) dz}{\int_z \mu(z) dz} \text{ atau } \frac{\sum_{j=1}^n z_j \mu(z_j)}{\sum_{j=1}^n \mu(z_j)} \quad (2.90)$$



Gambar 2.8. Proses Defuzzifikasi Metode *Centroid*

Pada gambar 2.8 memperlihatkan metode *centroid* bekerja. Pada gambar tersebut nilai defuzzy akan bergerak secara halus sehingga perubahan dari suatu topologi berikutnya juga akan berjalan dengan halus.

### 2.8 Algoritma adaptif fuzzy

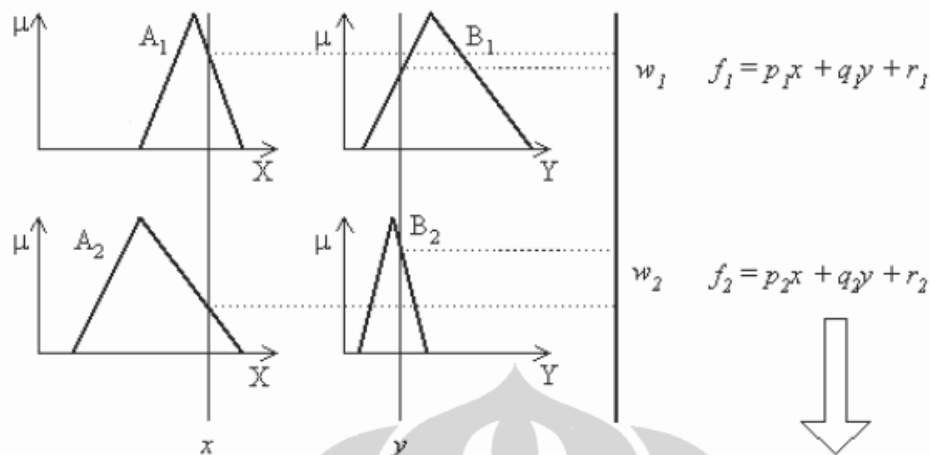
Adaptif Fuzzy adalah penggabungan mekanisme *fuzzy inference system* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf. Sistem inferensi fuzzy yang digunakan adalah sistem inferensi fuzzy model Tagaki-Sugeno-Kang (TSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi. mekanisme inferensi fuzzy TSK orde satu dengan dua masukan  $x$  dan  $y$  terlihat pada gambar 2.9 dengan basis aturan dengan dua aturan fuzzy if-then seperti dibawah ini :

Rule 1 : if  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$   
premis consequent

Rule 2 : if  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$   
premis consequent

Input :  $x$  dan  $y$ .

Consequent-nya adalah  $f$



Gambar 2.9 Sistem inferensi fuzzy TSK dua masukan dengan dua aturan

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} \quad (2.91)$$

$$= \overline{w_1} f_1 + \overline{w_2} f_2$$

gambar 2.9 diatas memperlihatkan suatu masukan crisp (tidak fuzzy)  $x$  dan  $y$ ,  $x$  sebagai pengukuran harga variabel yang dikontrol yaitu kecepatan pada saat ke  $t$ , dan misalnya  $y$  pengukuran pada saat ke  $t+1$  sedangkan  $f$  adalah nilai tegangan yang diberikan sebagai sinyal kontrol. Nilai  $x$  dan  $y$  dipetakan pada fungsi keanggotaannya.

Dalam gambar 2.9 diatas tiap-tiap input tersebut dibagi jadi 2 fungsi keanggotaan,  $x$  dibagi dalam  $A_1$  dan  $A_2$  anggap misalnya  $A_1$  menyatakan small dan  $A_2$  menyatakan big.  $y$  dibagi dalam fungsi keanggotaan  $B_1$  yang menyatakan small dan  $B_2$  yang menyatakan big. Dari pemetaan tersebut  $x$  dan  $y$  sudah jadi variabel fuzzy yang masing-masing punya nilai  $m$  small dan big tertentu.  $x$  mempunyai nilai  $m_{A1}$  dan  $m_{A2}$  sedangkan  $y$  punya nilai  $m_{B1}$  dan  $m_{B2}$ . Nilai masing-masing pasangan input tersebut lalu diagregasi dengan operasi T-norm, misalnya operasi ini adalah operasi AND. Jadi  $w_1 = (m_{A1} \text{ AND } m_{A2})$  sedangkan  $w_2 = (m_{B1} \text{ AND } m_{B2})$ .

Dari basis aturan didapat

if  $w=w_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$   
 if  $w=w_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

dari basis aturan diatas didapat nilai  $f_1$  dan  $f_2$ . Ini merupakan nilai output sinyal kontrol, yaitu tegangan.  $f_1$  dan  $f_2$  merupakan parameter konsekuen yang ditentukan dengan nilai awal tertentu dan akan berubah dengan pembelajaran (algoritma belajar). Selanjutnya dari nilai  $f_1$  dan  $f_2$  didapat satu nilai tegangan sebagai sinyal kontrol. Dapat dihitung dengan persamaan:

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} \quad (2.92)$$

$$= \overline{w_1 f_1} + \overline{w_2 f_2}$$

Persamaan diatas sebagai defuzzifikasi. Persamaan diatas diperoleh dari salah satu metode defuzzifikasi yaitu metode rata-rata tengah (centroid).

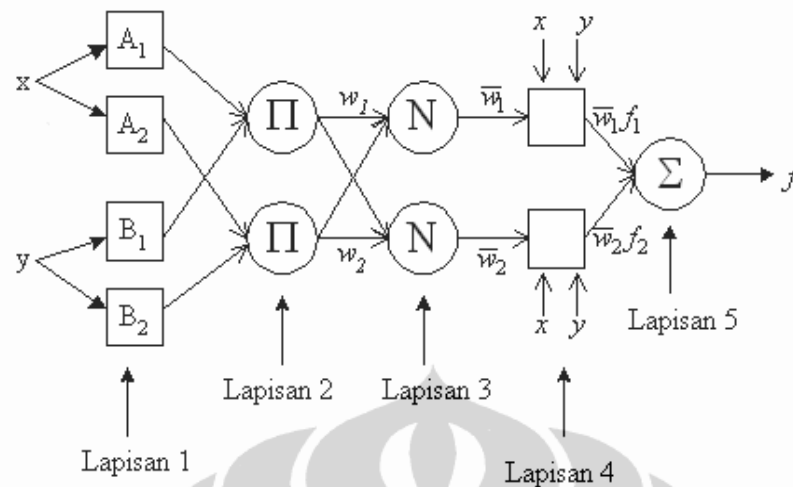
## 2.9 Fungsi keanggotaan input.

Fungsi keanggotaan fuzzy input (premis) yang digunakan adalah fungsi Generalized-Bell pada persamaan

$$gbell(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.93)$$

Fungsi Generalized-Bell dipakai sebagai fungsi keanggotaan dari masukan, dan untuk menentukan parameter awal  $a$ ,  $b$ ,  $c$  dan jumlah himpunan fuzzy input. Parameter premis  $a, b, c$  akan diubah dengan cara pembelajaran.

Struktur adaptif fuzzy yang menggambarkan sistem fuzzy TSK seperti yang digambarkan pada Gambar 2.9 dapat terlihat pada diagram blok atau arsitektur jaringan syaraf feedforward pada gambar 2.10:



2.10 Arsitektur Jaringan Syaraf Feedforward

Pada gambar 2.10 terlihat sistem neuro-fuzzy terdiri atas lima lapisan dengan fungsi yang berbeda untuk tiap lapisannya. Tiap lapisan terdiri atas beberapa simpul yang dilambangkan dengan kotak atau lingkaran. Lambang kotak menyatakan simpul adaptif artinya nilai parameternya bisa berubah dengan pembelajaran dan lambang lingkaran menyatakan simpul non adaptif yang nilainya tetap.

Lapisan 1. Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul :

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_A(x), i = 1,2, \text{ atau} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), i = 3,4 \end{aligned} \quad (2.94)$$

dengan x dan y adalah masukan pada simpul i, Ai (atau Bi-2) adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul O1,i berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan fuzzy A dan B. Fungsi keanggotaan yang dipakai adalah jenis generalized bell (gbell). Parameter a, b, c, pada fungsi keanggotaan gbell dinamakan parameter premis yang adaptif.

Lapisan 2. Semua simpul pada lapisan ini adalah nonadaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal masukan yang datang. Fungsi simpul :

$$O_{2i} = w_i = \mu_A(x)\mu_{B_i}(y), i = 1,2 \quad (2.95)$$



Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (firing strength) tiap aturan fuzzy. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan fuzzy. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk. Fungsi perkalian yang digunakan adalah interpretasi kata hubung and dengan menggunakan operator t-norm. Lapisan Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (normalized firing strength) yaitu rasio keluaran simpul ke-i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul:

$$O_{3,i} = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1,2$$

(2.96)

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi  $w_i$  dengan jumlah total  $w$  untuk semua aturan.

Lapisan 4. Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

(2.97)

dengan adalah derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3 dan parameter  $p$ ,  $q$ ,  $r$  menyatakan parameter konsekuen yang adaptif.

Lapisan 5. Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul :

$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i}$$

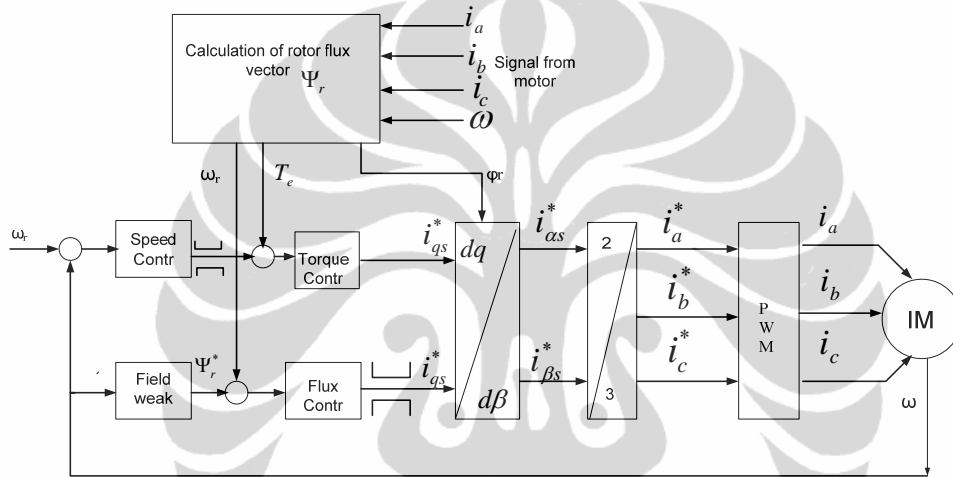
(2.98)

Jaringan adaptif dengan lima lapisan tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi fuzzy TSK.

**BAB 3**  
**PERANCANGAN KENDALI ADAPTIF FUZZY UNTUK SELF TUNING PI**  
**PADA KONTROL KECEPATAN**

**3.1 Diagram Blok RFOC**

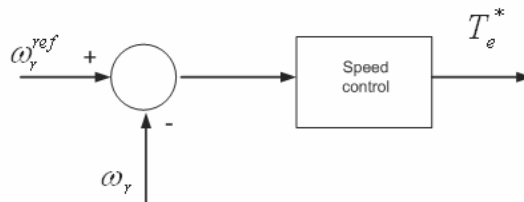
Metode pengendalian yang digunakan adalah berdasarkan arus stator dan fluks rotor, di mana tesis ini digunakan pengendali vektor *Rotor Fluks Oriented Control* atau RFOC, seperti terlihat pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram blok RFOC dengan Kontrol Kecepatan

**3.1.1 Pengendali Kecepatan**

Untuk pengendali kecepatan digunakan juga pengendali PI. Konstanta proporsionalnya dan konstanta Integral diset menggunakan *trial error*, disesuaikan dengan parameter motor, adaptif fuzzy diharapkan dapat menala nilai konstanta yang diset bila kecepatan motor dan momen inersia motor diubah dengan beberapa variabel. Diagram bloknya adalah sebagai berikut:



Gambar 3.2. Diagram blok pengendali kecepatan

Keluaran dari pengendali kecepatan ini berupa elektromagnetik torsi  $T_e^*$ , Sudut  $\theta_s$  dan  $\theta_r$  mengekspresikan perubahan ke sumbu d, rotor flux vector pada sumbu d  $\psi_r$  didapat dari substitusi persamaan 3.1 dan 3.2, dapat dilihat seperti berikut :

$$T_e = \frac{3}{2} p \frac{L_m}{L_r} L_m \{L_s \psi_r\} \quad (3.1)$$

$$\theta_s = \varphi_s; \theta_r = \varphi_r - \theta; \omega_s = \omega_r; \omega_r = d\varphi_r / dt \quad (3.2)$$

Dari persamaan 3.1 dan 3.2, didapat rotor flux vector, seperti pada persamaan 3.3 dibawah ini :

$$\psi_r = \psi_{dr} + j\psi_{qr} \quad (3.3)$$

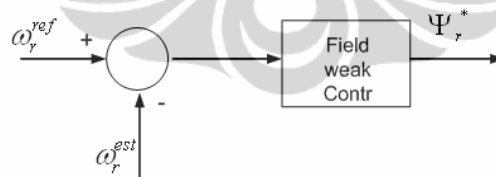
Dimana,

$$\psi_{dr} = \psi_r$$

$$\psi_{qr} = 0$$

### 3.1.2 Pengendali “Field Weakening”

Pengendali field weakening pada blok RFOC berfungsi untuk mengendalikan tegangan stator agar sesuai dengan tegangan referensi, yaitu batas tegangan maksimum stator, tetapi pada perancangan ini, keluaran dari pengendali field weakening ini adalah rotor flux vektor. Pengendali field weakening menggunakan pengendali PI, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Blok diagram kendali *Field Weakening*

Pada pengendalian field weakening, nilai fluks rotor ( $|\bar{\psi}_r|$ ) dapat diturunkan dengan menurunkan arus magnetisasi rotor ( $|\bar{i}_{mr}|$ ) di mana:  $|\bar{i}_{mr}| = \frac{|\bar{\psi}_r|}{L_m}$ .

Terdapat banyak strategi yang digunakan untuk menurunkan fluks rotor, pada penelitian ini digunakan strategi pengendali tegangan sumbu d dan sumbu q.

Tegangan batas maksimum yang dapat diberikan inverter kepada terminal tegangan motor dalam simulasi dibatasi sampai 139.95 nilai ini berasal dari DC link voltage yaitu 311 volt yang dikalikan dengan faktor *maintenance* sebesar 0.9 dan juga berdasarkan strategi PWM.  $V_{s\max} = 311 \times 0.5 \times 0.9 = 139.95$  volt. Arus maksimum ( $I_{s\max}$ ) juga dibatasi oleh rating arus pada *inverter* dan koefisien termal mesin. Kedua batasan tegangan dan arus dapat dituliskan sebagai berikut:

$$v_{qs}^{*2} + v_{ds}^{*2} \leq V_{s\max}^2 \quad (3.4)$$

$$i_{qs}^{*2} + i_{ds}^{*2} \leq I_{s\max}^2 \quad (3.5)$$

dengan,

$v_{qs}^*$ ,  $v_{ds}^*$  : Tegangan stator sumbu q dan sumbu d,

$i_{qs}^*$ ,  $i_{ds}^*$  : Arus stator sumbu q dan sumbu d,

Nilai dengan tanda “\*” menandakan nilai referensi.

Persamaan tegangan pada keadaan tunak dalam *rotor fluks oriented control*—RFOC dinyatakan:

$$v_{qs}^* = R_s i_{qs}^* + \omega_e L_s i_{ds}^* \quad (3.6)$$

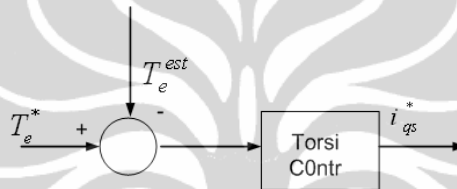
$$v_{ds}^* = R_s i_{ds}^* - \omega_e \sigma i_{qs}^* \quad (3.7)$$

Dalam operasi kecepatan tinggi, hambatan stator pada persamaan (3.4) dan (3.5) dapat diabaikan, mengingat pada operasi kecepatan tinggi nilai dari  $\omega_e$  sangat besar sehingga nilai dari hambatan stator tidak terlalu banyak mempengaruhi. Maka persamaan batas arus dapat dituliskan kembali dengan mensubstitusikan persamaan (2.79) dan (2.80) ke persamaan (2.78) :

$$\left(\frac{v_{qs}^*}{\omega_e L_s}\right)^2 + \left(\frac{v_{ds}^*}{\omega_e \sigma}\right)^2 \leq I_{s\max}^2 \quad (3.8)$$

### 3.1.3 Pengendali Torsi

Untuk pengendali Torsi sama seperti pengendali kecepatan, digunakan juga pengendali PI. Konstanta proporsionalnya dan integral diset sesuai dengan parameter motor, nilai konstanta proporsional dan integral sama pada pengendali kecepatan. Diagram bloknya adalah sebagai berikut:

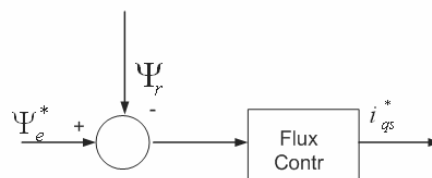


Gambar 3.4 Blok diagram kendali Torsi

Masukan pengendali ini hasil penjumlahan torsi acuan  $T_e^*$  yang merupakan hasil kalkulasi rotor flux vector, terlihat pada gambar 3.1 dengan keluaran dari kendali kecepatan  $T_e^*$ , keluarannya berupa  $i_{qs}^*$ .

### 3.1.4 Pengendali Fluks

Untuk pengendali Fluks sama seperti pengendali torsi, digunakan juga pengendali PI. Konstanta proporsionalnya dan integral diset sesuai dengan pengendali kecepatan dan akan berubah secara adaptif bila kecepatan motor dan momen inersia motor diubah, perubahan nilai konstanta PI akan berubah sesuai dengan perubahan kecepatan motor dan momen inersia motor dipilih. Diagram bloknya adalah sebagai berikut:

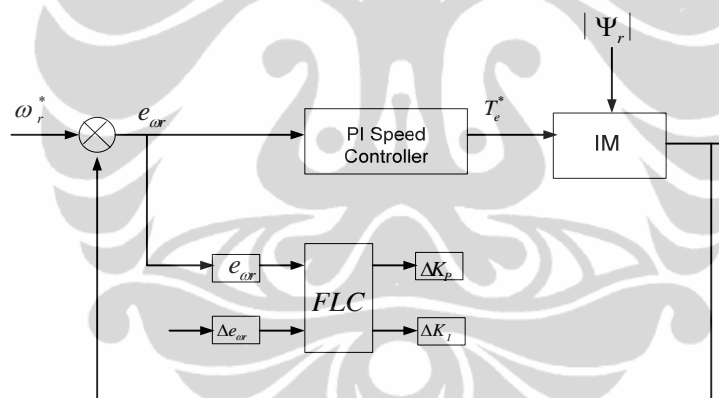


Gambar 3.5 Blok diagram kendali Fluks

Masukan pengendali ini hasil penjumlahan fluks reference dari keluaran pengendali field weakening  $\Psi_r^*$  dengan keluaran dari hasil kalkulasi rotor fluks vector  $\omega_r$ , terlihat pada gambar 3.1 keluarannya berupa  $I_{dr}^*$ .

### 3.2 Perancangan Pengendali Logika Fuzzy

Pengendali Logika fuzzy untuk *self tuning PI* pada penelitian ini, menggunakan dua buah fuzzy, yang digunakan untuk menala konstanta gain proporsional dan gain integral. Inputan kedua fuzzy berupa nilai variable  $e_\omega$  dan  $\Delta e_\omega$  dari nilai konstanta P dan I yang diset disesuaikan dengan parameter motor karena keluaran fuzzy berupa nilai  $\Delta K_p$  dan  $\Delta K_i$  yang akan ditambahkan pada nilai konstanta P dan I yang telah diset. Berikut gambar 3.6 bagan dari cara kerja FLC untuk menala nilai konstanta P dan I.



Gambar 3.6 Fuzzy Self Tuning PI untuk control kecepatan

Pengendali Logika Fuzzy yang digunakan pada penelitian ini menggunakan metode MAMDANI dan operator yang digunakan adalah operator AND saja karena untuk mendapatkan hasil minimum aturan dari aplikasi operator AND tersebut. Pada tahap defuzzifikasi akan dipilih suatu nilai dari suatu variable solusi yang merupakan konsekuen dari daerah fuzzy. Metode yang digunakan adalah metode *centroid*, karena metode ini memiliki tingkat daerah yang sensitive yang sangat tinggi, maka diharapkan proses tuning mendapatkan hasil dengan *error* yang sangat kecil. FIS pada program MATLAB dari pengendali logika fuzzy dapat terlihat pada gambar 3.7 dibawah ini :

Langkah-langkah untuk menala gain proporsional dari nilai set point menggunakan Adaptif fuzzy :

1. Pendefinisian karakteristik model
2. Dekomposisi variabel model menjadi himpunan fuzzy.
3. Pembuatan aturan fuzzy.
4. Penentuan metode defuzzy untuk tiap-tiap variabel solusi.
5. Pelaksanaan simulasi sistem.

### 3.2.1 Pendefinisian karakteristik model

Pada pendefinisian karakteristik model ditentukan batas max dan min batas  $e_{\omega}$  dan  $\Delta e_{\omega}$  yang telah kita tentukan, diharapkan batas max dan min dapat menala gain P dan I dengan batasan error yang diharapkan kecil ( $> 0.06$ ). Dengan menentukan batasan error  $> 0.06$  maka didapat variable-variabel untuk semesta pembicaraan seperti tabel 3.1 dibawah ini :

Tabel 3.1 Variabel karakteristik model PI

Fungsi	Nama Variabel	Semesta Pembicaraan	Keterangan
Input	error	[(0,0.01)]	nilai error
	delta error	[(0,0.06)]	rata-rata error
Output	delta Kp & delta Ki	[(0,0.06)]	rata-rata nilai Kp

### 3.2.2 Pembentukan Himpunan Fuzzy dan aturan Fuzzy

Setelah didapat variabel-variabel dan semesta pembicaraan yang diperlukan dalam sistem fuzzy ini akan dilakukan pembentukan himpunan fuzzy beserta domainnya yang dapat dilihat pada tabel 3.2 untuk gain proporsional dan tabel 3.3 untuk gain integral dibawah ini.

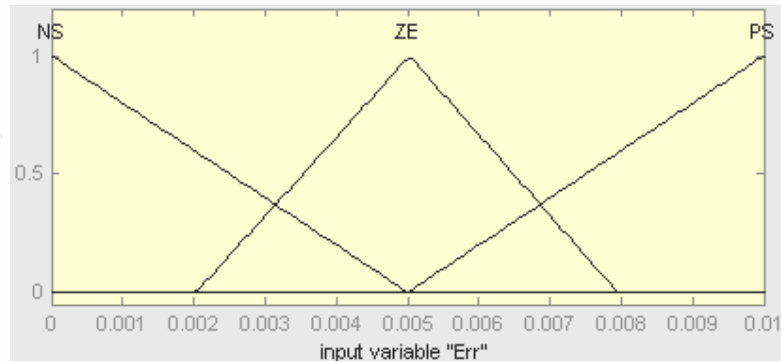
Tabel 3.2 Himpunan Fuzzy untuk  $\Delta K_p$ 

Nama Variabel	Nama Himpunan Fuzzy	Domain
error	Negatif Small	[[0 0.05]]
	Zero	[[0.002 0.008]]
	Positif Small	[[0.005 0.01]]
delta error	Negatif Big	[[0 0.01]]
	Negatif Small	[[0 0.03]]
	Zero	[[0.02 0.04]]
	Positif Small	[[0.03 0.06]]
	Positif Big	[[0.045 0.06]]
delta Kp	Positif Small	[[0 0.03]]
	Zero	[[0.01 0.05]]
	Positif Big	[[0.03 0.06]]

Fungsi membership pada penelitian ini, untuk fungsi membership  $\Delta K_p$  menggunakan tiga triangular dan  $\Delta K_i$  menggunakan lima triangular, maka rules untuk  $\Delta K_p$  menggunakan 15 rules, sedangkan  $\Delta K_i$  menggunakan 25 rules, fungsi membership akan menala dengan trial error dengan menggunakan strategi yang telah dibuat dalam rules, sehingga diharapkan mendapatkan nilai yang memiliki tingkat error yang sangat kecil.

Untuk merepresentasikan variabel  $e_\omega$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_p$ , "NS" dan "PS" kurva  $pi$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.7.





**Gambar 3.7** Representasi variabel : Error  $\Delta K_p$

Fungsi keanggotaannya error pada  $K_p$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

Untuk tingkat error "NS" berlaku :

$$\mu_{\text{error NS}}[e] = \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.005]^2; & 0 \leq e \leq 0.002 \\ 2[(0.005-e)/0.005]^2; & 0.002 \leq e \leq 0.005 \\ 0; & e \geq 0.005 \end{cases} \quad (3.9)$$

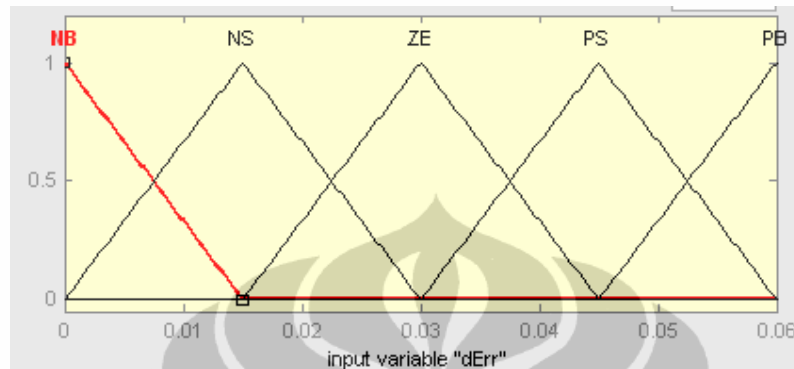
Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu_{\text{error ZE}}[e] = \begin{cases} 0; & e \leq 0.002 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.008 \\ 2[(0.005-e)/0.006]^2; & 0.002 \leq e \leq 0.0035 \\ 1-2[(e-0.002)/0.006]^2; & 0.0035 \leq e \leq 0.005 \\ 1-2[(0.002-e)/0.006]^2; & 0.005 \leq e \leq 0.0065 \\ 2[(0.008-e)/0.006]^2; & 0.0065 \leq e \leq 0.008 \end{cases} \quad (3.10)$$

Untuk tingkat error "PS" berlaku:

$$\mu_{\text{error PS}}[e] = \begin{cases} 0; & e \leq 0.005 \\ 2[(e-0.005)/0.005]^2; & 0.005 \leq e \leq 0.0065 \\ 1-2[(0.01-e)/0.005]^2; & 0.0065 \leq e \leq 0.01 \\ 1; & e \geq 0.01 \end{cases} \quad (3.11)$$

Untuk merepresentasikan variable  $\Delta e_\omega$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_p$ , "NS", "NB", "PB" dan "PS" kurva  $\mu$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.8.



**Gambar 3.8** Representasi variabel : Delta Error  $\Delta K_p$

Fungsi keanggotaannya delta error pada  $K_p$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

Untuk tingkat error "NB" berlaku:

$$\mu \text{ delta error NB}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.01 \\ 2[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 1-3[(e-0.01)/0.015]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.015 \\ 3[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 0; & e \geq 0.015 \end{cases} \quad (3.12)$$

Untuk tingkat error "NS" berlaku :

$$\mu \text{ delta error NS}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0.05)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.05 \\ 2[(0.05-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.025]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.03 \\ 3[(0.03-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 0; & e \geq 0.03 \end{cases} \quad (3.13)$$

Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu \text{ delta error ZE}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.015 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.045 \\ 2[(0.03-e)/0.03]^2; & 0.015 \leq e \leq 0.025 \\ 1-2[(e-0.015)/0.03]^2; & 0.02 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.03]^2; & 0.025 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(0.02 - e)/0.03]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.045 \\ 1-2[(0.015 - e)/0.03]^2; & 0.035 \leq e \leq 0.045 \\ 2[(0.045 - e)/0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.045 \end{cases} \quad (3.14)$$

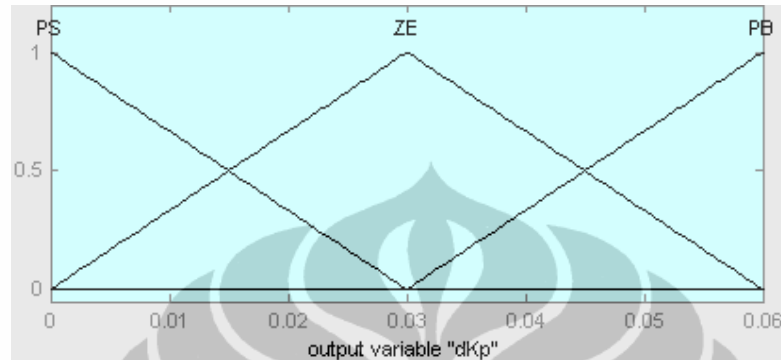
Untuk tingkat error "PS" berlaku:

$$\mu \text{ delta error PS}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.03 \\ 2[(e - 0.045)/0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.05 \\ 1-2[(0.06 - e)/0.03]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.055)/0.03]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.05 - e)/0.03]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.15)$$

Untuk tingkat error "PB" berlaku:

$$\mu \text{ delta error PB}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.045 \\ 2[(e - 0.045)/0.015]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.05)/0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.055 \\ 1-2[(0.055 - e)/0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.055 - e)/0.015]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.16)$$

Untuk merepresentasikan variable  $\Delta K_p$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_p$  "PB" dan "PS" kurva  $pi$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.9



**Gambar 3.9** Representasi variabel :  $\Delta K_p$

Fungsi keanggotaannya delta  $K_p$  pada  $K_p$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

Untuk tingkat error "PS" berlaku :

$$\mu_{\text{delta } K_p \text{ PS}[e]} = \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.03]^2; & 0 \leq e \leq 0.01 \\ 2[(0.03-e)/0.03]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.03 \\ 0; & e \geq 0.03 \end{cases} \quad (3.17)$$

Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu_{\text{delta } K_p \text{ ZE}[e]} = \begin{cases} 0; & e \leq 0.01 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.05 \\ 2[(0.03-e)/0.04]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.015 \\ 1-2[(e-0.01)/0.04]^2; & 0.015 \leq e \leq 0.03 \\ 1-2[(0.01 - e)/0.04]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.04 \\ 2[(0.05 - e)/0.04]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \end{cases} \quad (3.18)$$

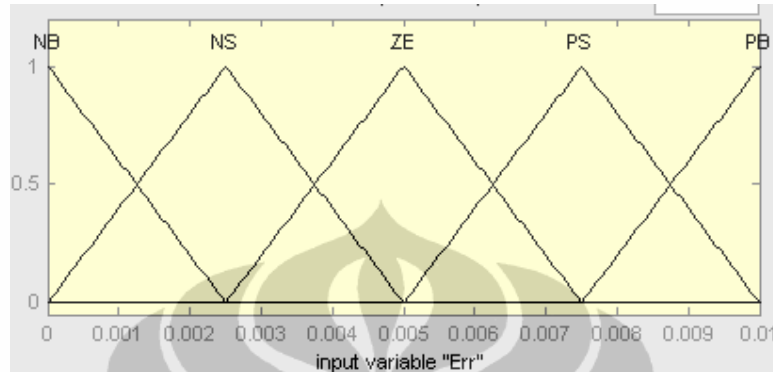
Untuk tingkat error "PB" berlaku:

$$\mu \text{ delta } K_p \text{ PB}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.03 \\ 2[(e - 0.03) / 0.03]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.04 \\ 1 - 2[(0.06 - e) / 0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.19)$$

Tabel 3.3 Himpunan Fuzzy untuk  $\Delta K_i$

Nama Variabel	Nama Himpunan Fuzzy	Domain
error	Negatif Big	[(0 0.002)]
	Negatif Small	[(0 0.005)]
	Zero	[(0.0025 0.0075)]
	Positif Small	[(0.005 0.01)]
	Positif Big	[(0.0075 0.01)]
delta error	Negatif Big	[(0 0.015)]
	Negatif Small	[(0 0.03)]
	Zero	[(0.015 0.045)]
	Positif Small	[(0.03 0.06)]
	Positif Big	[(0.045 0.06)]
delta Ki	Negatif Big	[(0 0.015)]
	Negatif Small	[(0 0.03)]
	Zero	[(0.015 0.045)]
	Positif Small	[(0.03 0.06)]
	Positif Big	[(0.045 0.06)]

Untuk merepresentasikan variabel  $e_o$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_i$ , "NS", "NB", "PB" dan "PS" kurva  $\pi$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.10.



**Gambar 3.10** Representasi variabel : Error  $\Delta K_i$

Fungsi keanggotaannya error pada  $K_i$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

Untuk tingkat error "NB" berlaku:

$$\mu \text{ error NB}[e] = \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.01 \\ 2[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 1-3[(e-0.01)/0.015]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.015 \\ 3[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 0; & e \geq 0.015 \end{cases} \quad (3.20)$$

Untuk tingkat error "NS" berlaku :

$$\mu \text{ error NS}[e] = \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0.05)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.05 \\ 2[(0.05-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.025]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.03 \\ 3[(0.03-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 0; & e \geq 0.03 \end{cases} \quad (3.21)$$

Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu \text{ error ZE}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.015 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.045 \\ 2[(0.03-e) / 0.03]^2; & 0.015 \leq e \leq 0.025 \\ 1-2[(e-0.015) / 0.03]^2; & 0.02 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02) / 0.03]^2; & 0.025 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(0.02 - e) / 0.03]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.045 \\ 1-2[(0.015 - e) / 0.03]^2; & 0.035 \leq e \leq 0.045 \\ 2[(0.045 - e) / 0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.045 \end{cases} \quad (3.22)$$

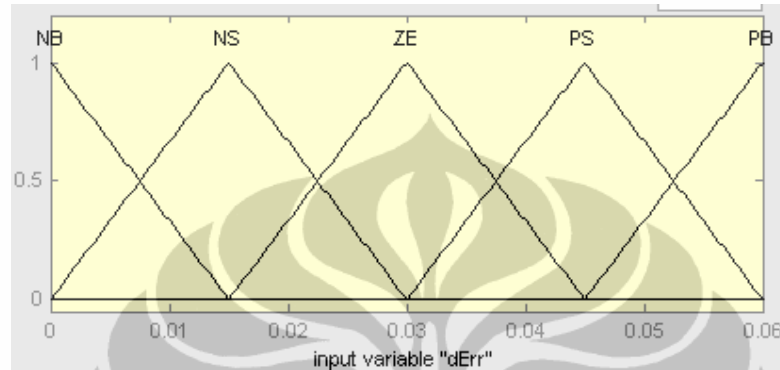
Untuk tingkat error "PS" berlaku:

$$\mu \text{ error PS}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.03 \\ 2[(e - 0.045) / 0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.05 \\ 1-2[(0.06 - e) / 0.03]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.055) / 0.03]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.05 - e) / 0.03]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.23)$$

Untuk tingkat error "PB" berlaku:

$$\mu \text{ error PB}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.045 \\ 2[(e - 0.045) / 0.015]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.05) / 0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.055 \\ 1-2[(0.055 - e) / 0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.055 - e) / 0.015]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.24)$$

Untuk merepresentasikan variable  $\Delta e_{\omega}$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_i$ , "NS", "NB", "PB" dan "PS" kurva  $\mu$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.11.



**Gambar 3.11** Representasi variabel : Delta Error  $\Delta K_i$

Fungsi keanggotaannya delta error pada  $K_i$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

$$\mu \text{ delta error NB}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.01 \\ 2[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 1-3[(e-0.01)/0.015]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.015 \\ 3[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 0; & e \geq 0.015 \end{cases} \quad (3.25)$$

Untuk tingkat error "NS" berlaku :

$$\mu \text{ delta error NS}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0.05)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.05 \\ 2[(0.05-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.025]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.03 \\ 3[(0.03-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 0; & e \geq 0.03 \end{cases} \quad (3.26)$$



Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu \text{ delta error ZE}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.015 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.045 \\ 2[(0.03-e)/0.03]^2; & 0.015 \leq e \leq 0.025 \\ 1-2[(e-0.015)/0.03]^2; & 0.02 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.03]^2; & 0.025 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(0.02 - e)/0.03]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.045 \\ 1-2[(0.015 - e)/0.03]^2; & 0.035 \leq e \leq 0.045 \\ 2[(0.045 - e)/0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.045 \end{cases} \quad (3.27)$$

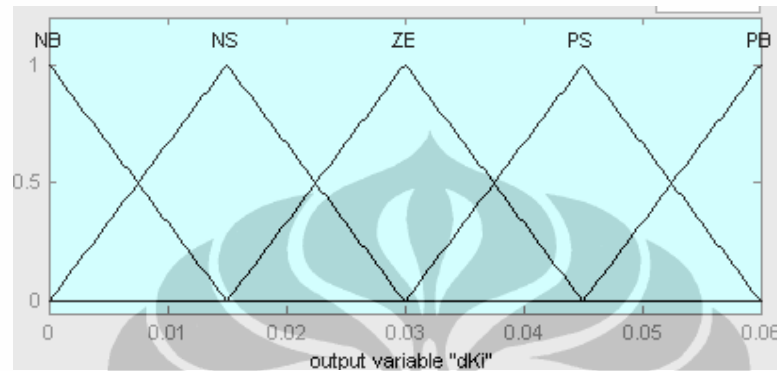
Untuk tingkat error "PS" berlaku:

$$\mu \text{ delta error PS}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.03 \\ 2[(e - 0.045)/0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.05 \\ 1-2[(0.06 - e)/0.03]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.055)/0.03]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.05 - e)/0.03]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.28)$$

Untuk tingkat error "PB" berlaku:

$$\mu \text{ delta error PB}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.045 \\ 2[(e - 0.045)/0.015]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.05)/0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.055 \\ 1-2[(0.055 - e)/0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.055 - e)/0.015]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.29)$$

Untuk merepresentasikan variable  $\Delta K_p$  digunakan kurva bentuk S untuk himpunan fuzzy  $\Delta K_i$  "NS", "NB", "PB" dan "PS" kurva  $\mu$  untuk himpunan fuzzy "ZE" seperti yang terlihat pada Gambar 3.12



**Gambar 3.12** Representasi variabel :  $\Delta K_i$

Fungsi keanggotaannya delta  $K_i$  pada  $K_i$  dari masing-masing himpunan fuzzy adalah

$$\mu \text{ delta error NB}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.01 \\ 2[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 1-3[(e-0.01)/0.015]^2; & 0.01 \leq e \leq 0.015 \\ 3[(0.015-e)/0.015]^2; & 0 \leq e \leq 0.015 \\ 0; & e \geq 0.015 \end{cases} \quad (3.30)$$

Untuk tingkat error "NS" berlaku :

$$\mu \text{ delta error NS}[e] \begin{cases} 1; & e \leq 0 \\ 1-2[(e-0.05)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.05 \\ 2[(0.05-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02)/0.025]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.03 \\ 3[(0.03-e)/0.025]^2; & 0 \leq e \leq 0.03 \\ 0; & e \geq 0.03 \end{cases} \quad (3.31)$$

Untuk tingkat error "ZE" berlaku:

$$\mu \text{ delta error ZE}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.015 \dots \text{ atau } \dots e \leq 0.045 \\ 2[(0.03-e) / 0.03]^2; & 0.015 \leq e \leq 0.025 \\ 1-2[(e-0.015) / 0.03]^2; & 0.02 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(e-0.02) / 0.03]^2; & 0.025 \leq e \leq 0.03 \\ 1-3[(0.02 - e) / 0.03]^2; & 0.03 \leq e \leq 0.045 \\ 1-2[(0.015 - e) / 0.03]^2; & 0.035 \leq e \leq 0.045 \\ 2[(0.045 - e) / 0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.045 \end{cases} \quad (3.32)$$

Untuk tingkat error "PS" berlaku:


$$\mu \text{ delta error PS}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.03 \\ 2[(e - 0.045) / 0.03]^2; & 0.04 \leq e \leq 0.05 \\ 1-2[(0.06 - e) / 0.03]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.055) / 0.03]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.05- e) / 0.03]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.33)$$

Untuk tingkat error "PB" berlaku:

$$\mu \text{ delta error PB}[e] \begin{cases} 0; & e \leq 0.045 \\ 2[(e - 0.045) / 0.015]^2; & 0.045 \leq e \leq 0.05 \\ 3[(e - 0.05) / 0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.055 \\ 1-2[(0.055 - e) / 0.015]^2; & 0.05 \leq e \leq 0.06 \\ 1-3[(0.055 - e) / 0.015]^2; & 0.055 \leq e \leq 0.06 \\ 1; & e \geq 0.06 \end{cases} \quad (3.34)$$

Dari persamaan-persamaan diatas didapat rules untuk fuzzy inference, seperti terlihat pada tabel 3.3 untuk Proportional gain  $\Delta K_p$  dan tabel 3.4 untuk Integral gain  $\Delta K_I$

Tabel 3.4 Fuzzy Inference rules untuk  
updating Proportional gain  $\Delta K_p$

	NS	ZE	PS
NB	PB	PB	PB
NS	PB	PS	ZE
ZE	PB	ZE	PB
PS	ZE	PS	PB
PB	PB	PB	PB

Tabel 3.5 Fuzzy Inference rules untuk  
updating Integral gain  $\Delta K_I$

	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	ZE	NS	NB	NS	ZE
NS	PS	ZE	NS	ZE	PS
ZE	PB	PS	ZE	PS	PB
PS	PS	ZE	NS	ZE	PS
PB	ZE	NS	NB	NS	ZE

### 3.3 Perancangan Adaptasi ( Proses Pembelajaran)

Adaptasi yang dilakukan pada fungsi keanggotaan masukan yaitu dengan melakukan pengakuratan tanggapan sistem dengan masukan yang diharapkan. Caranya dengan melipatkan batas keanggotaan menjadi 2 kali lipat batas keanggotaan sebelumnya sehingga resolusi menurun dan lebih akurat dua kalinya

Tabel 3.6 Himpunan Fuzzy untuk  $\Delta Kp$  dalam proses adaptasi

Nama Variabel	Nama Himpunan Fuzzy	Domain Logika Fuzzy	Domain Adaptif Fuzzy
error	Negatif Small	[(0 0.05)]	[(0 0.025)]
	Zero	[(0.002 0.008)]	[(0.002 0.008)]
	Positif Small	[(0.005 0.01)]	[(0.0025 0.005)]
delta error	Negatif Big	[(0 0.01)]	[(0 0.0025)]
	Negatif Small	[(0 0.03)]	[(0 0.0015)]
	Zero	[(0.02 0.04)]	[(0.02 0.04)]
	Positif Small	[(0.03 0.06)]	[(0.0015 0.003)]
	Positif Big	[(0.045 0.06)]	[(0.0025 0.003)]
delta Kp	Positif Small	[(0 0.03)]	[(0 0.0015)]
	Zero	[(0.01 0.05)]	[(0.01 0.05)]
	Positif Big	[(0.03 0.06)]	[(0.0015 0.003)]

Tabel 3.7 Himpunan Fuzzy untuk  $\Delta Ki$  dalam proses adaptasi


Nama Variabel	Nama Himpunan Fuzzy	Domain Logika Fuzzy	Domain Adaptif Fuzzy
error	Negatif Big	[(0 0.002)]	[(0 0.0001)]
	Negatif Small	[(0 0.005)]	[(0 0.0025)]
	Zero	[(0.0025 0.0075)]	[(0.0025 0.0075)]
	Positif Small	[(0.005 0.01)]	[(0.00025 0.0015)]
	Positif Big	[(0.0075 0.01)]	[(0.00035 0.0015)]
delta error	Negatif Big	[(0 0.015)]	[(0 0.0007)]
	Negatif Small	[(0 0.03)]	[(0 0.0015)]
	Zero	[(0.015 0.045)]	[(0.015 0.045)]
	Positif Small	[(0.03 0.06)]	[(0.0015 0.003)]
	Positif Big	[(0.045 0.06)]	[(0.0022 0.003)]

delta Ki	Negatif Big	[(0 0.015)]	[(0 0.0007)]
	Negatif Small	[(0 0.03)]	[(0 0.0015)]
	Zero	[(0.015 0.045)]	[(0.015 0.045)]
	Positif Small	[(0.03 0.06)]	[(0.0015 0.003)]
	Positif Big	[(0.045 0.06)]	[(0.0022 0.003)]


Adaptasi terhadap fungsi keanggotaan keluaran dilakukan dengan penalaan terhadap fungsi keanggotaannya, atau berupa pergeseran pusat dari setiap himpunan keanggotaan. Tujuan dari adaptasi ini adalah untuk mempercepat adaptasi penyesuaian nilai  $K_p$  dan  $K_i$  pada parameter motor yang berbeda. Tanggapan pada keadaan transiennya menuju ke keadaan steady state, juga diharapkan untuk memperbaiki kinerja sistem fuzi proporsional dan fuzi integral. Pergeseran atau adaptasi dilakukan dengan algoritma fuzi pula dengan komponen masukan yaitu galat dan selisih perubahan galat error.

Keluaran berupa perubahan nilai pusat himpunan keanggotaan dengan fungsi keanggotaan singleton. Proses reasoning dan defuzifikasi menggunakan teknik windowing.

Tabel 3.8. Proses Adaptasi Inference rules untuk updating Proportional gain  $\Delta K_p$

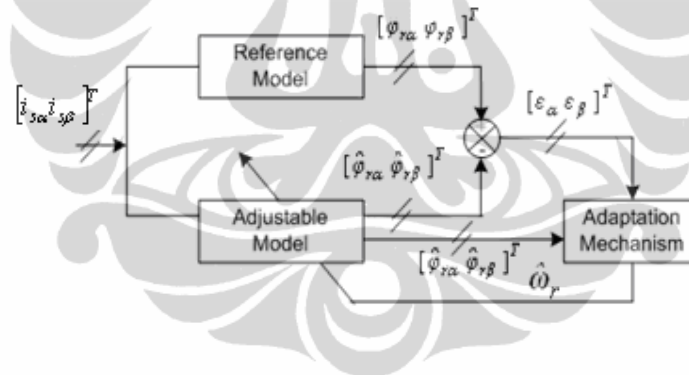
	NS	ZE	PS
NB	-2	0	+2
NS	-2	0	+2
ZE	-2	0	+2
PS	-2	0	+2
PB	-2	0	+2

Tabel 3.9 Proses Adaptasi Inference rules untuk  
updating Integral gain  $\Delta K_I$

	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	-2	-2	0	+2	+2
NS	-2	-2	0	+2	+2
ZE	-2	-2	0	+2	+2
PS	-2	-2	0	+2	+2
PB	-2	-2	0	+2	+2

### 3.4 Observer Model Reference Adaptif System (MRAS)

Algoritma MRAS yang pada penelitian ini untuk menentukan estimasi kecepatan, model MRAS yang digunakan menggunakan rotor fluks space vector, error antara output kedua sistem yaitu model reference dan model adjustable untuk menala estimasi kecepatan, algoritma dari MRAS dapat terlihat pada gambar 3.13 dibawah ini :



Gambar 3.13 Model reference adaptive control untuk kontrol kecepatan

Dari gambar 3.13 terlihat reference model dan adjustable model mendapat masukan berupa  $V_s$  dari RFOC, persamaan untuk reference model seperti pada persamaan 3.35 :

$$F \begin{bmatrix} \psi_{\alpha r} \\ \psi_{\beta r} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m} \begin{bmatrix} v_{\alpha s} \\ v_{\beta s} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \alpha L_s F & 0 \\ 0 & R_s + \alpha L_s F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{\alpha s} \\ i_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{\alpha r} = \frac{L_r}{L_m} v_{\alpha s} - \frac{d}{dt} (R_s i_{\alpha s}) \quad \text{dan} \quad \frac{d}{dt} \psi_{\beta r} = \frac{L_r}{L_m} v_{\beta s} - \frac{d}{dt} (R_s i_{\beta s})$$

dan adjustable model pada persamaan 3.36

$$F \begin{bmatrix} \psi_{cr} \\ \psi_{\beta s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1/T_t & -\omega_r \\ \omega_r & -1/T_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_{cr} \\ \psi_{\beta r} \end{bmatrix} + \frac{L_r}{L_m} \begin{bmatrix} i_{cs} \\ i_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

$$\frac{d}{dt} \psi_{cs} = -\left(\frac{1}{T_r} \psi_{cs} - \omega \psi_{\beta s}\right) + \frac{L_r}{L_m} i_{cs} \quad \text{dan} \quad \frac{d}{dt} \psi_{\beta s} = (\omega \psi_{cs} - \omega \psi_{\beta s}) + \frac{L_r}{L_m} i_{\beta s}$$

Output dari reference model dan adjustable model berupa  $i_{cs}$  dan  $i_{\beta s}$  akan ditranspose dan dijumlahkan yang akan menghasilkan  $\varepsilon_\alpha$  dan  $\varepsilon_\beta$  yang telah ditranspose, lalu menjadi inputan pada mekanisme adaptif bersama output dari adjustable model berupa  $\psi_{cr}$  dan  $\psi_{\beta s}$ , keluaran dari mekanisme adaptasi akan menala ke adjustable model menjadi adaptif.

Persamaan estimasi kecepatan rotor dengan menggunakan control PI seperti terlihat pada persamaan 3.37

$$\hat{\omega}_r = K_p \varepsilon + K_i \int \varepsilon dt \quad (3.37)$$

$$\hat{\omega}_r = K_p (\varepsilon_\beta \hat{\psi}_{r\alpha} - \varepsilon_\alpha \hat{\psi}_{r\beta}) + K_i \int_0^t (\varepsilon_\beta \hat{\psi}_{r\alpha} - \varepsilon_\alpha \hat{\psi}_{r\beta}) dt$$

(3.38) Dengan nilai error seperti persamaan 3.39 dan 3.40 dibawah ini ;

$$\varepsilon_\alpha = \psi_\alpha - \hat{\psi}_\alpha \quad (3.39)$$

$$\varepsilon_\beta = \psi_\beta - \hat{\psi}_\beta \quad (3.40)$$

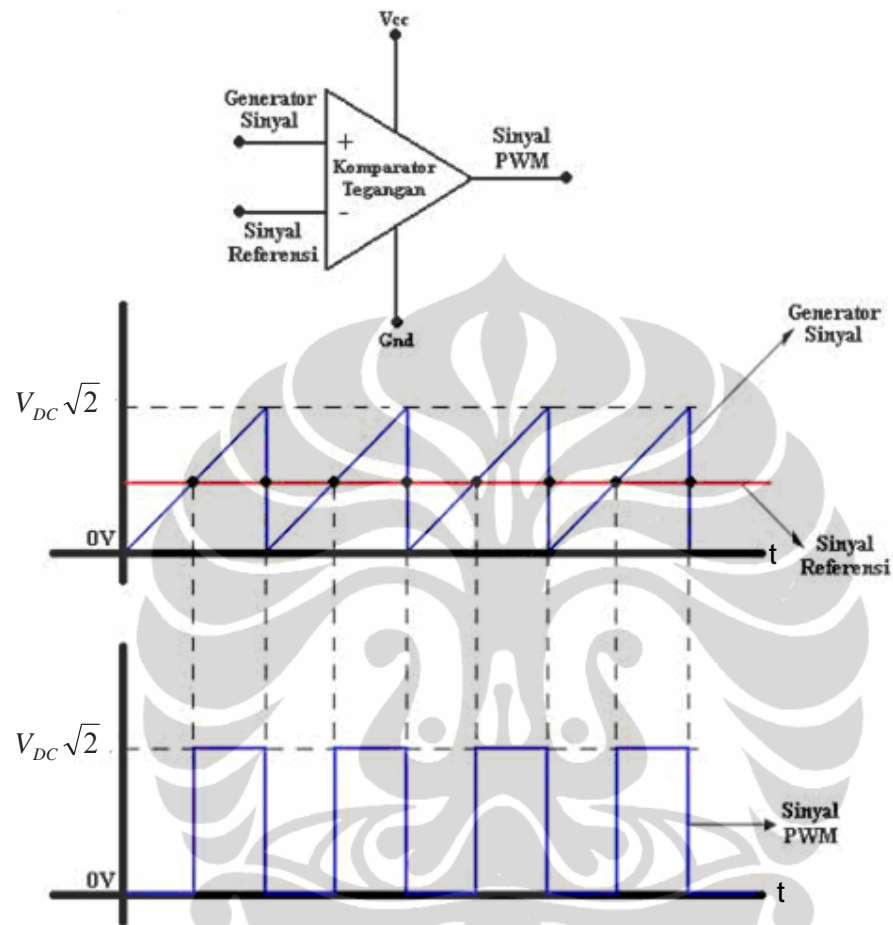
### 3.5 Pulse Width Modulation (PWM)

Sinyal pengendali PI setelah ditambah dekopling akan masuk ke dalam *Pulse Width Modulation* (PWM) sebelum masuk ke dalam terminal tegangan motor. PWM berfungsi untuk mengubah sinyal sinusoidal menjadi sinyal diskrit dengan lebar pulsa diskrit yang berbeda-beda tergantung dari sinyal masukannya.

Pembentukan sinyal PWM adalah berdasarkan perbandingan nilai mutlak dari sinyal masukan tegangan referensi (sinusoida) yang dibandingkan dengan sinyal *carrier* gigi gergaji. Jika tegangan referensi lebih besar maka sinyal PWM =  $V_{DC}/2$  untuk nilai tegangan referensi positif, PWM =  $-V_{DC}/2$  untuk nilai tegangan referensi negatif. Namun apabila nilai sinyal *carrier* lebih besar maka



nilai PWM = 0. Nilai  $V_{DC}$  PWM yang digunakan adalah  $220\sqrt{2} = 311$  Volt.. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 3.9



Gambar 3.14 Sinyal sinusoida dan sinyal *carrier*

Pulsa diskrit yang dihasilkan akan bernilai sama ketika sinyal sinusoida bernilai positif maupun negatif, hanya saja memiliki polaritas yang berlawanan. Karena masukan dari pengendali berupa tegangan tiga fasa, maka keluaran dari PWM yang masuk ke dalam motor pun berupa pulsa diskrit tiga fasa.

Untuk membangkitkan sinyal PWM, digunakan komparator untuk membandingkan dua buah masukan yaitu generator sinyal dan sinyal referensi. Hasil keluaran dari komparator adalah sinyal PWM yang berupa pulsa-pulsa persegi yang berulang-ulang. Durasi atau lebar pulsa dapat dimodulasi dengan cara mengubah sinyal referensi.

Metode PWM digunakan untuk mengatur kecepatan motor, informasi yang dibawa oleh pulsa-pulsa persegi merupakan tegangan rata-rata. Besarnya tegangan rata-rata tersebut dapat diperoleh dari :

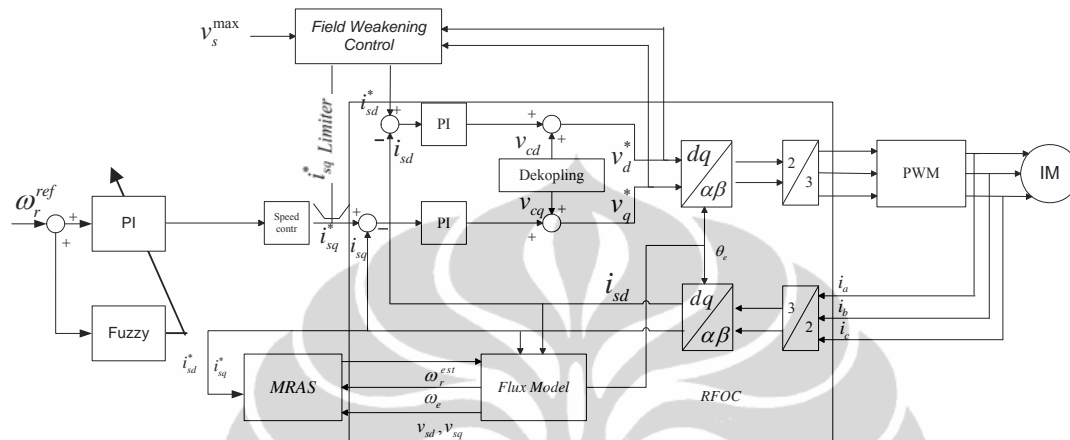
$$V_{out} = (V_{ref} * \text{duty cycle}) / \text{periode} \quad (3.41)$$

Semakin lebar durasi waktu tunda positif pulsa dari sinyal PWM yang dihasilkan, maka perputaran motor akan semakin cepat, demikian juga sebaliknya.



### 3.6 Diagram Blok Sistem

Diagram blok sistem secara keseluruhan ditunjukkan pada gambar 3.10.



Gambar 3.15 Diagram blok sistem

Sistem mendapatkan masukan  $\omega_r^{ref}$  sebagai referensi kecepatan pada blok pengendali kecepatan, sebelum nilai referensi dikirim ke blok pengendali kecepatan nilai variabel proposional dan integral melalui proses pembelajaran oleh fuzzy sebagai self tuning PI, diharapkan nilai PI berubah secara otomatis melalui pembelajaran ketika parameter motor mengalami perubahan RPM. Kemudian keluaran akan memberi nilai referensi arus stator sumbu q pada blok RFOC. Nilai referensi dari arus stator sumbu d akan diberikan oleh kendali "Filed Weakening" yang akan mengendalikan tagangan stator agar berada di nilai referensi yang diberikan, yaitu tegangan maksimum dari DC link voltage. Selain itu blok kendali "Field Weakening" juga memberikan nilai batas arus sumbu q yang diperbolehkan agar tetap dalam daerah batas arus. Nilai dari kedua arus referensi tadi akan dikendalikan oleh PI yang akan mendapat umpan balik dari nilai arus sumbu d dan sumbu q stator aktual. Keluaran dari blok pengendali vektor arus akan ditambahkan oleh dekopling menjadi nilai referensi tegangan stator sumbu d dan sumbu q.

Pada RFOC terdapat *fluks model* yang akan melakukan estimasi frekuensi sinkron ( $\omega_e$ ) motor. Nilai frekuensi sinkron akan diberikan kesetiap

blok yang melakukan transformasi *alfa-beta* ke *direct-quadrature* (dq), salah satunya blok observer Model reference adaptif system yang akan mengestimasi nilai dari arus, fluks, dan kecepatan motor. Nilai dari kecepatan estimasi akan menjadi nilai umpan balik bagi pengendali kecepatan.

