

Memori Asosiatif Fuzzy dan Aplikasinya dalam Teknik Industri

SKRIPSI

Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
untuk memenuhi sebagian persyaratan
guna memperoleh gelar Sarjana Sains



Oleh :

Ahmad Anis Abdullah

NIM. 06305141036

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA

2010

Memori Asosiatif *Fuzzy* dan Aplikasinya dalam Teknik Industri

SKRIPSI

Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
untuk memenuhi sebagian persyaratan
guna memperoleh gelar Sarjana Sains



Oleh :

Ahmad Anis Abdullah

NIM. 06305141036

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA
2010

**PERSETUJUAN
SKRIPSI**

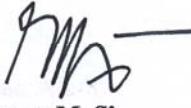
Memori Asosiatif Fuzzy dan Aplikasinya dalam Teknik Industri

Telah disetujui dan disahkan pada tanggal

1 Desember 2010

untuk dipertahankan di depan dewan penguji skripsi




Emut, M. Si
NIP.196212151988121001

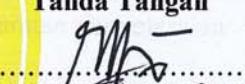
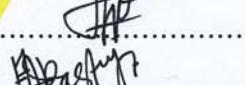
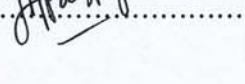
**PENGESAHAN
SKRIPSI**
Memori Asosiatif Fuzzy dan Aplikasinya dalam Teknik Industri

Oleh :

Ahmad Anis Abdullah

NIM. 06305141036

Telah dipertahankan di depan Dewan Pengaji Skripsi
Program Studi Matematika
Jurusan Pendidikan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
pada tanggal 13 Desember 2010 dan dinyatakan telah memenuhi syarat guna
memperoleh gelar Sarjana Sains di bidang Matematika

Susunan Dewan Pengaji		
Nama	Jabatan	Tanda Tangan
Emut, M.Si	Ketua Pengaji	
Atmini Dhoruri, M.S	Sekretaris Pengaji	
Agus Maman Abadi, M.Si	Pengaji Utama	
Karyati, M.Si	Anggota Pengaji	

Yogyakarta, 7 Januari 2011
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta

Dekan



SURAT PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Ahmad Anis Abdullah

NIM : 06305141036

Program Studi : Matematika

Jurusan : Pendidikan Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Judul Skripsi : Memori Asosiatif *Fuzzy* dan Aplikasinya dalam Teknik Industri
menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan sepanjang
pengetahuan saya tidak berisi materi yang telah dipublikasikan atau ditulis oleh
orang lain atau telah dipergunakan dan diterima sebagai persyaratan penyelesaian
studi pada universitas/institusi lain kecuali pada bagian-bagian tertentu yang telah
dinyatakan dalam teks. Apabila ternyata terbukti pernyataan ini tidak benar,
sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya.

Yogyakarta, 1 Desember 2010

Yang menyatakan,



Ahmad Anis Abdullah
NIM. 06305141036

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

“Hidup Adalah Perjalanan Mencari Ilmu Yang Tidak Akan Pernah Ada
Habisnya” (Penulis)

PERSEMBAHAN

Karya ini aku persembahkan untuk :

- ❖ Bapak, Ibu, Adik-Adik ku dan seluruh keluarga besar di desa Bawuran tercinta
- ❖ Semua keluarga besar Pondok Pesantren Nurul Ummah tercinta
- ❖ Sahabat-sahabatku Matematika Reguler angkatan 2006
- ❖ Keluarga besar Alumni Asrama Pelajar Nurul Ummah
- ❖ Semua pihak yang telah meluangkan waktunya untuk membantu penulis.

Memori Asosiatif Fuzzy dan Aplikasinya dalam Teknik Industri

Oleh

Ahmad Anis Abdullah

NIM. 06305141036

Abstrak

Tingginya konsumsi masyarakat akan kebutuhan protein, terutama pada konsumsi telur ayam harus diimbangi dengan peningkatan produksi telur. Produksi telur ayam akan maksimal kalau dikelola dengan baik. Salahsatunya pembuatan kandang yang nyaman untuk ayam dalam bertelur. Oleh karena itu perlu adanya sistem pengaturan pencahayaan, suhu, dan kebisingan lingkungan sekitar kandang agar nyaman sehingga jumlah produksi telur dapat meningkat. Salah satu sistem pengaturan tersebut adalah Memori Asosiatif Fuzzy (MAF).

Penulisan skripsi ini bertujuan untuk menjelaskan konsep dari Memori Asosiatif Fuzzy dan aplikasi Memori Asosiatif Fuzzy dalam teknik industri khususnya pada permasalahan penentuan jumlah produksi telur berdasarkan kombinasi suhu, kebisingan, dan pencahayaan kandang.

Hasil dari penulisan skripsi ini menunjukkan bahwa; (1) MAF merupakan suatu sistem *fuzzy* yang memetakan himpunan-himpunan *fuzzy* ke himpunan *fuzzy* lainnya. Dalam MAF, kumpulan himpunan *fuzzy* $(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_m, B_m)$, dikodekan dalam bentuk matriks matriks MAF M_1, M_2, \dots, M_m dengan menggunakan aturan pembelajaran Hebb. Kemudian dengan menggunakan persamaan korelasi dapat ditentukan vektor B'_k , dimana $B'_k = A M_k$, dengan A adalah vektor input. Sedangkan vektor output B yang dihasilkan dapat diperoleh menggunakan penjumlahan terbobot dari setiap B'_k yaitu: $B = \sum_{k=1}^m W_k B'_k$, dengan W_k adalah bobot yang menghubungkan input ke-k menuju neuron ke-k. Adapun proses defuzzifikasi yang digunakan adalah *Winner take all (maximum-membership defuzzification)* yaitu menjadikan nilai terbesar menjadi solusi terbaik. Sedangkan aplikasi MAF dalam teknik industri, tepatnya untuk mencari jumlah produksi telur berdasarkan kombinasi suhu, kebisingan, dan pencahayaan, dilakukan melalui tahapan-tahapan sebagai berikut (1) Melakukan study kasus. (2) Pembentukan Fungsi Keanggotaan. (3) Pembentukan Matriks A dan B. (4) Pembentukan Sistem MAF. (5) Pengujian. Dari proses tersebut didapat sebuah kesimpulan yaitu dengan menggunakan sistem MAF kita dapat mencari rata-rata jumlah produksi dan kombinasi suhu, kebisingan dan pencahayaan ruangan yang tidak terdapat dalam data.

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat, taufik, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul “Memori Asosiatif *Fuzzy* dan Aplikasinya Dalam Teknik Industri” untuk memenuhi sebagian persyaratan guna memperoleh gelar Sarjana Sains, Program Studi Matematika, Universitas Negeri Yogyakarta.

Terselesaikannya penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, maka penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Ariswan sebagai Dekan FMIPA UNY yang telah mengesahkan skripsi ini.
2. Bapak Dr. Hartono sebagai Kajurdik Matematika FMIPA UNY yang telah memberikan ijin kepada penulis untuk menyusun skripsi.
3. Ibu Atmini Dhoruri, M.S sebagai Kaprodi Matematika FMIPA UNY yang telah memberikan ijin kepada penulis untuk menyusun skripsi.
4. Bapak Emut, M.Si sebagai pembimbing yang telah membimbing penulis untuk menyusun skripsi.
5. Seluruh Dosen Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY yang telah memberikan ilmunya.
6. Bapak, Ibu dan adik-adik tercinta yang telah mendukung secara material dan spiritual.
7. Semua teman-teman Matematika Reguler angkatan 2006 atas doa, dukungan, bantuan dan saran-sarannya.

8. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyusun skripsi.

Semoga segala bantuan dan kebaikan yang telah diberikan mendapat balasan dari Allah SWT.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan. Untuk itu kritik dan saran dari semua pihak yang dapat membangun, sangat penulis harapkan. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Yogyakarta, 12 Desember 2010



Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN SURAT PERNYATAAN	iv
HALAMAN MOTTO DAN PERSEMBAHAN	v
ABSTRAK	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang Masalah	1
B. Rumusan Masalah	3
C. Tujuan Penulisan	3
D. Manfaat Penulisan.....	3
BAB II Landasan Teori.....	4
A. Logika <i>Fuzzy</i>	4
1. Himpunan Klasik dan Himpunan <i>Fuzzy</i>	4
2. Notasi himpunan <i>Fuzzy</i>	7
3. Konsep Dasar Himpunan <i>Fuzzy</i>	7
4. Fungsi Keanggotaan Himpunan <i>Fuzzy</i>	10
B. Operator-Operator <i>Fuzzy</i>	14
C. Relasi Komposisi Himpunan <i>Fuzzy</i>	15
D. Jaringan Syaraf Tiruan.....	17
1. Pengertian Jaringan Saraf Tiruan.....	17
2. Arsitektur jaringan syaraf Tiruan.....	19

3. Fungsi Aktivasi.....	21
4. Algoritma Pembelajaran.....	24
5. Algoritma Pembelajaran Hebb.....	26
6. Bidirectional Assosiative Memory (BAM).....	27
BAB III PEMBAHASAN	31
A. Memori Asosiatif <i>Fuzzy</i> (MAF).....	31
1. <i>Fuzzy</i> Hebb MAF.....	32
2. Relasi Komposisi.....	35
3. Pembentukan Aturan MAF (<i>Superimposing FAM Rules</i>).....	38
B. Aplikasi MAF Dalam Teknik Industri.....	39
1. Pembentukan Fungsi Keanggotaan.....	41
2. Pembentukan Matriks A dan B.....	49
3. Pembentukan Sistem MAF.....	50
4. Pengujian.....	55
5. Kesimpulan.....	67
BAB IV PENUTUP	68
A. Kesimpulan	68
B. Saran	70
DAFTAR PUSTAKA	72

DAFTAR TABEL

Tabel 1	Rata-Rata Jumlah Produksi Telur dan Standar Deviasi	42
Tabel 2	Hasil Pengujian Terhadap Beberapa Rata-Rata Jumlah Produk	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Himpunan Klasik	5
Gambar 2.2	Fungsi Keanggotaan Untuk Setiap Himpunan Pada Variabel Umur	7
Gambar 2.3	Representasi Linier Naik	11
Gambar 2.4	Representasi Linier Turun	12
Gambar 2.5	Kurva Segitiga	13
Gambar 2.6	Kurva Trapesium	13
Gambar 2.7	Daerah 'bahu' Pada Variabel TEMPERATUR	14
Gambar 2.8	Sebuah Sel Syaraf Tiruan	19
Gambar 2.9	Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Tunggal	20
Gambar 2.10	Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Banyak Lapisan	21
Gambar 2.11	Fungsi Aktivasi: Tangga Biner	22
Gambar 2.12	Fungsi Aktivasi: Bipolar	22
Gambar 2.13	Fungsi Aktivasi: Linier	23
Gambar 2.14	Fungsi Aktivasi: Satu Ranting Linier	23
Gambar 2.15	Fungsi Aktivasi: Simetris Satu Ranting Linier	24
Gambar 2.16	Arsitektur Jaringan BAM	28
Gambar 3.1	Sistem MAF Dengan m Aturan	38
Gambar 3.2	Fungsi Keanggotaan Pada Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel Suhu	43
Gambar 3.3	Fungsi Keanggotaan Pada Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel Kebisingan	45
Gambar 3.4	Fungsi Keanggotaan Pada Himpunan <i>Fuzzy</i> Pada Variabel Pencahayaan	48
Gambar 3.5	(a) Bentuk Umum Himpunan DEKAT DENGAN y^* (b) Himpunan Fuzzy DEKAT DENGAN 148	50
Gambar 3.6	Sistem MAF Dengan 27 ATURAN	56

BAB I

Pendahuluan

A. Latar Balakang Masalah

Seiring perkembangan dan pertumbuhan penduduk yang sangat cepat di Indonesia ini berdampak pada tingkat konsumsi masyarakat meningkat, pada khususnya akan kebutuhan daging unggas maupun telurnya yang kaya akan sumber protein utama. Hal itu harus diimbangi dengan persediaan yang cukup untuk memenuhi ketersediaan pangan, sehingga ketahanan pangan yang mengandung protein tinggi tetap terpenuhi. Oleh karena itu perlu adanya perhatian mendalam terhadap pengelolaan industri peternakan ayam petelur agar dapat menghasilkan jumlah produksi telur yang maksimal.

Ada beberapa faktor penting yang mempengaruhi jumlah produksi telur, diantaranya yaitu pencahayaan, suhu (temperatur), dan tingkat kebisingan kandang ayam petelur. Pencahayaan ini sangat penting terutama untuk ayam yang terlambat mencapai pendewasaan kelamin dan untuk membantu meningkatkan produksi. Tambahan cahaya ini bisa diberikan dalam bentuk cahaya lampu. Selain pencahayaan kandang yang cukup, suhu lingkungan juga harus diperhatikan. Suhu lingkungan yang panas (lebih dari 26 Celcius) dapat menurunkan frekuensi perkawinan. Dalam kondisi yang panas, ayam akan mengurangi aktifitasnya, misalnya dengan merentangkan sayap untuk mengeluarkan panas tubuhnya (Ruhyat Kartasudjana, 2001: 6). Begitu juga dengan tingkat kebisingan, lingkungan yang ramai dapat membuat ayam stress, sehingga daya produksinya

menjadi rendah. Oleh karena itu dibutuhkan pengaturan kombinasi pencahayaan, suhu, dan kebisingan kandang ayam petelur agar dapat menghasilkan jumlah produksi telur yang maksimal.

Mengingat pentingnya pengaturan tersebut, dalam skripsi ini akan diberikan sebuah contoh mengenai pengaturan kombinasi pencahayaan, suhu, dan kebisingan kandang ayam petelur untuk menghasilkan rata-rata jumlah produksi telur yang maksimal dengan metode Memory Asosiatif *Fuzzy*.

Memori Asosiatif *Fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Bart Kosko. Memori Asosiatif *Fuzzy* merupakan perpaduan antara logika *fuzzy* dengan jaringan syaraf buatan. Logika *fuzzy* memiliki kemampuan untuk menterjemahkan pengetahuan dari para pakar dengan menggunakan aturan-aturan yang dibangun secara linguistik. Sedangkan Jaringan saraf tiruan merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik-karakteristik menyerupai jaringan saraf biologi yang memiliki kemampuan belajar dari pengalaman.

Pemaduan antara logika *fuzzy* dan jaringan syaraf buatan dalam Memori Asosiatif *Fuzzy* menghasilkan suatu sistem yang memiliki kelebihan yaitu dapat meningkatkan kemampuan sistem cerdas untuk belajar dan beradaptasi pada lingkungan dengan variasi data yang kurang lengkap dan tepat. Selain itu, dengan Memory Asosiatif *Fuzzy* kita dapat melakukan peramalan terhadap data-data yang tidak masuk dalam data hasil penelitian.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, dapat dirumuskan beberapa masalah yaitu

1. Bagaimana konsep dari Memori Asosiatif *Fuzzy*?
2. Bagaimana aplikasi Memori Asosiatif *Fuzzy* dalam teknik industri?

C. Batasan masalah

Karena luasnya pembahasan teknik industri maka aplikasi Memori Asosiatif *Fuzzy* dalam teknik industri pada penelitian ini, akan dibatasi pada penentuan jumlah produksi telur berdasarkan pengaruh kombinasi suhu ruangan, tingkat kebisingan, dan besarnya pencahayaan kandang..

D. Tujuan Penelitian

Tujuan dilaksanakan penelitian ini adalah

1. Mengetahui konsep dari Memori Asosiatif *Fuzzy*.
2. Mengetahui aplikasi Memori Asosiatif *Fuzzy* dalam teknik industri.

E. Manfaat Penelitian

1. Penelitian ini diharapkan dapat memberi inspirasi guna melakukan penelitian lebih lanjut mengenai penentuan rata-rata jumlah produksi telur dengan metode *fuzzy neural network* yang lain seperti FLVQ, *Fuzzy d Rule*, dan *Fuzzy Perceptron*.

BAB II

LANDASAN TEORI

Pada Bab II ini akan disampaikan teori-teori yang berkaitan dengan pengertian-pengertian dalam logika *fuzzy* dan jaringan saraf tiruan yang merupakan landasan bagi pembahasan Memory Asosiatif *Fuzzy*.

A. Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali dikenalkan oleh Lotfi Zadeh, seorang profesor di *University of California* di Berkeley. Logika *fuzzy* digunakan untuk menyatakan hukum operasional dari suatu sistem dengan ungkapan bahasa, bukan dengan persamaan matematis. Logika *fuzzy* merupakan perkembangan dari logika klasik.

1. Himpunan Klasik dan Himpunan *Fuzzy*

Pada teori himpunan klasik (*crisp*), keberadaan suatu elemen pada suatu himpunan A hanya akan memiliki 2 kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota A atau tidak menjadi anggota A. Sedangkan pada teori himpunan suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen x dalam suatu himpunan A, disebut nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan, dinotasikan dengan $\mu_A(x)$. Pada himpunan klasik, hanya ada 2 nilai keanggotaan, yaitu $\mu_A(x) = 1$ untuk x menjadi anggota A, dan $\mu_A(x) = 0$ untuk x bukan anggota dari A. Namun tidak semua permasalahan dapat diselesaikan

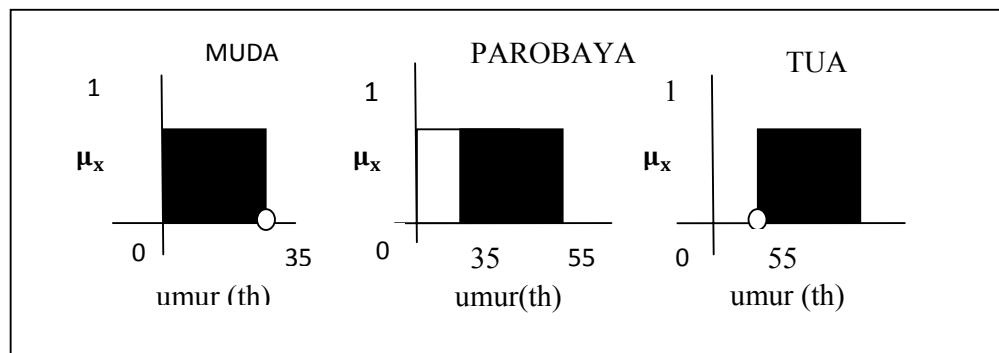
dengan teori himpunan klasik, seperti kasus pemakaian himpunan klasik untuk menyatakan variabel umur pada contoh dibawah ini;

Contoh 2.1(Kusumadewi, 2003: 4)

Misalkan diberikan variabel umur yang dibagi menjadi 3 kategori, yaitu:

- i. MUDA jika $umur < 35$ tahun
- ii. PAROBAYA jika $35 \leq umur \leq 55$ tahun
- iii. TUA jika $umur > 55$ tahun

Nilai keanggotaan secara grafis, himpunan MUDA, PAROBAYA, dan TUA ini dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Himpunan klasik: (a) MUDA, (b) PAROBAYA, dan (c) TUA

Pada Gambar 2.1, dapat dilihat bahwa apabila seseorang berumur 35 tahun maka ia dikatakan “parobaya” ($\mu_{PAROBAYA}(35) = 1$). Sedangkan jika seseorang berumur 34 tahun maka ia dikatakan “tidak parobaya” atau “muda” ($\mu_{PAROBAYA}(34) = 0$). Seseorang yang berumur 35 tahun kurang 1 hari

dikatakan “tidak parobaya” atau “muda” ($\mu_{PAROBAYA}(35 \text{ kurang satu hari}) = 0$).

Padahal jika dilihat, selisih umurnya hanya berbeda 1 hari.

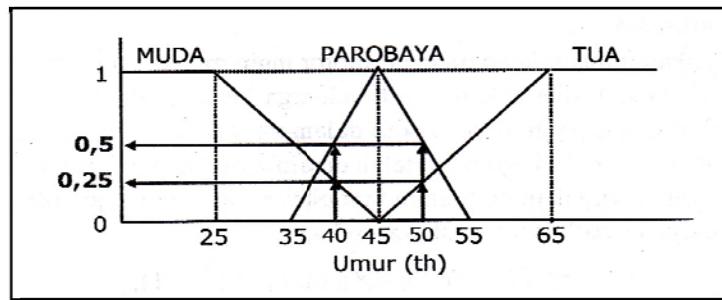
Sehingga dapat dikatakan bahwa pemakaian himpunan klasik untuk menyatakan variabel umur kurang bijak, adanya perubahan kecil saja pada suatu nilai mengakibatkan perbedaan katagori yang cukup signifikan.

Berbeda dengan himpunan klasik, himpunan *fuzzy* tidak hanya memiliki dua kemungkinan dalam menentukan nilai keanggotaannya tetapi memiliki derajat keanggotaan yang nilainya antara 0 dan 1. Teori himpunan *fuzzy* diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Zadeh memberi definisi tentang himpunan fuzzy A sebagai berikut;

Definisi 2.1 (Wang, 1994: 9) Misal X adalah kumpulan obyek, contoh $X = R^n$, dengan X adalah semesta. maka suatu himpunan *fuzzy* A dapat dinyatakan dalam sebuah fungsi keanggotaan $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$, dengan $\mu_A(x)$ adalah derajat keanggotaan $x \in X$ pada himpunan *fuzzy* A.

Definisi 2.2 (Lin, 1996: 19) A merupakan himpunan bagian *fuzzy* dari B, $A \subseteq B$ jika hanya jika $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$, untuk setiap $x \in U$.

Berikut pemakaian himpunan *fuzzy* untuk menyatakan variabel umur:



Gambar 2.2 Fungsi keanggotaan untuk setiap himpunan pada variabel umur.

Pada Gambar 2.2, dapat dilihat bahwa apabila seseorang berumur 40 tahun maka ia termasuk dalam himpunan MUDA dengan $(40) = 0,25$. Namun ia juga termasuk dalam himpunan PAROBAYA dengan $(40) = 0,5$. Demikian juga orang yang berumur 50 tahun maka ia termasuk dalam himpunan TUA dengan $(50)=0,25$. Namun ia juga termasuk dalam himpunan PAROBAYA dengan $(50)=0,5$.

2. Notasi Himpunan *Fuzzy*

Ada beberapa cara untuk menotasikan himpunan *fuzzy*, antara lain sebagai berikut:

- Himpunan *fuzzy* ditulis sebagai pasangan berurutan, dengan elemen pertama menunjukkan nama elemen dan elemen kedua menunjukkan nilai keanggotannya.

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (2.1)$$

- Untuk X diskret, himpunan *fuzzy* A didefinisikan sebagai:

$$(2.2)$$

c. Untuk X kontinu, himpunan *fuzzy* A didefinisikan sebagai:

$$A = \int \mu_A(x) / x \quad (2.3)$$

3. Konsep Dasar Himpunan *Fuzzy*

Beberapa konsep dasar dalam himpunan *fuzzy*, didefinisikan sebagai berikut;

Definisi 2.3 *Support* (Wang, 1994: 9) *Support* (penyangga) dari himpunan *fuzzy* A pada semesta X adalah himpunan klasik yang berisi semua anggota X yang mempunyai derajat keanggotaan di A lebih dari nol. Secara matematis dapat dituliskan:

$$\text{Supp}(A) = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\} \quad (2.4)$$

Definisi 2.4 *Height* (Wang, 1994: 10) *Height* (tinggi) dari himpunan *fuzzy* A pada semesta X (dinotasikan $h(A)$) adalah bilangan yang menyatakan derajat keanggotaan paling tinggi dalam himpunan *fuzzy* tersebut, dapat dituliskan:

$$h(A) = \max_{x \in X} \mu_A(x) \quad (2.5)$$

Jika tinggi suatu himpunan *fuzzy* A sama dengan 1 ($h(A)=1$) disebut himpunan *fuzzy* normal dan lainnya disebut himpunan sub normal.

Definisi 2.5 $\alpha - cut$ (Klir, 1997: 100) Suatu α -*cut* dari himpunan *fuzzy* A adalah suatu himpunan tegas A_α yang berisi semua anggota X dengan nilai keanggotaan lebih besar atau sama dengan α , yaitu:

$$A_\alpha = \{x \in X | \mu_A(x) \geq \alpha\} \text{ dengan } \alpha \in [0,1] \quad (2.6)$$

Sedangkan α – *cut* kuat dari suatu himpunan *fuzzy* A didefinisikan sebagai suatu himpunan A_{α^+} , yang memuat semua anggota dalam X dengan derajat keanggotaan lebih besar dari α .

$$A_{\alpha^+} = \{x \in X | \mu_A(x) > \alpha\} \quad (2.7)$$

Definisi 2.6 *Core* (Klir, 1997: 100) *Core* (inti) suatu himpunan *fuzzy* A adalah himpunan semua anggota dari X yang derajat keanggotaannya dalam A sama dengan 1.

$$\text{Core}(A) = \{x \in X | \mu_A(x) = 1\} \quad (2.8)$$

Definisi 2.7 *Center* (Wang, 1994: 10) *Center* (pusat) dari suatu himpunan *fuzzy* didefinisikan sebagai:

- a. Rata-rata dari suatu titik yang memiliki derajat keanggotaan tertinggi pada fungsi keanggotaan, jika nilai tertinggi pada fungsi tersebut berhingga.
- b. Titik terkecil (terbesar) yang memiliki derajat keanggotaan tertinggi pada fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy*, jika nilai tertinggi tersebut positif (negatif) tak berhingga.

Contoh 2.2

Misalkan A adalah himpunan *fuzzy* yang didefinisikan pada himpunan semesta $X = \{20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65\}$, dengan derajat keanggotaan sebagai berikut:

$$A = \frac{1}{20} + \frac{1}{25} + \frac{0,75}{30} + \frac{0,5}{35} + \frac{0,5}{40} + \frac{0,25}{45} + \frac{0,25}{50} + \frac{0}{55} + \frac{0}{60} + \frac{0}{65}$$

Maka

- $Supp(A) = \{20, 25, 30, 35, 40, 45, 50\}$
- $A_{0,5} = \{20, 25, 30, 35, 40\}$
- $A_{0,5^+} = \{20, 25, 30, 35\}$
- $H(A) = 1$, A merupakan himpunan *fuzzy* normal
- $Core(A) = \{20, 25\}$
- $Center(A) = 25$

Contoh 2.3

Misalkan A adalah himpunan *fuzzy* yang didefinisikan pada himpunan semesta

$X = \{x | 1 \leq x \leq 5 | x \in R\}$, dengan derajat keanggotaan sebagai berikut;

$$\mu_x = \begin{cases} 0; & 1 \leq 0 \text{ atau } x \geq 5 \\ (x - 1) / 2; & 1 \leq x \leq 3 \\ (5 - x) / 2; & 3 \leq x \leq 5 \end{cases}$$

Maka

- $Supp(A) = \{x | 1 < x < 5 | x \in R\}$
- $A_{0,5} = \{2, 4\}$
- $A_{0,5^+} = \{x | 2 < x < 4 | x \in R\}$

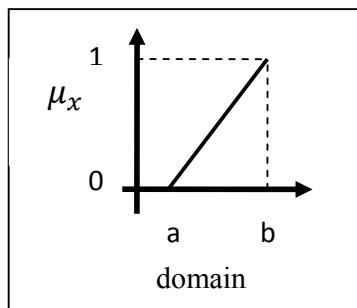
- $H(A)= 1$, A merupakan himpunan *fuzzy* normal
- $Core (A)=\{3\}$
- $Center (A)=3$

4. Fungsi Keanggotaan Himpunan *Fuzzy*

Fungsi keanggotaan dari suatu himpunan *fuzzy* dinyatakan dengan derajat keanggotaan suatu nilai dengan nilai tegasnya yang berkisar antara 0 dan 1. Salah satu cara yang digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah melalui pendekatan fungsi. Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan, antara lain yaitu;

a. Representasi Linier

Pada representasi linier, pemetaan input ke derajat keanggotaannya digambarkan sebagai garis lurus.



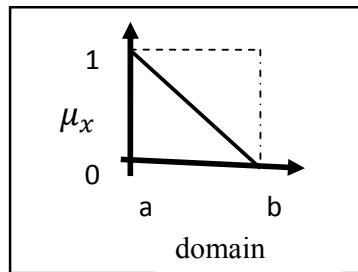
Gambar 2.3 Representasi Linier Naik

Ada dua keadaan himpunan *fuzzy* yang linier. Pertama, kenaikan himpunan dimulai pada nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan nol [0] bergerak ke kanan menuju nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan yang lebih tinggi.

Fungsi keanggotaan:

$$\mu_x = \begin{cases} 0; & x < a \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & x > b \end{cases} \quad (2.9)$$

Kedua, merupakan kebalikan yang pertama. Garis lurus dimulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada sisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah.



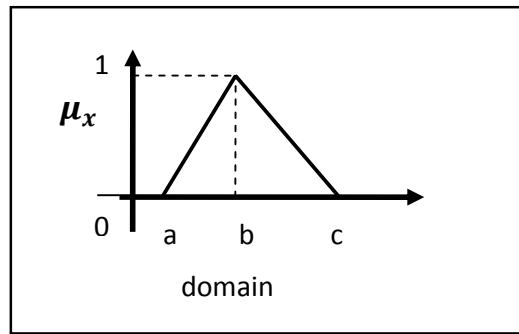
Gambar 2.4 Representasi Linear Turun

Fungsi keanggotaan:

$$\mu_x = \begin{cases} (b - x) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ 0; & x > b \end{cases} \quad (2.10)$$

b. Representasi Segitiga

Kurva segitiga pada dasarnya merupakan gabungan dua garis linear.



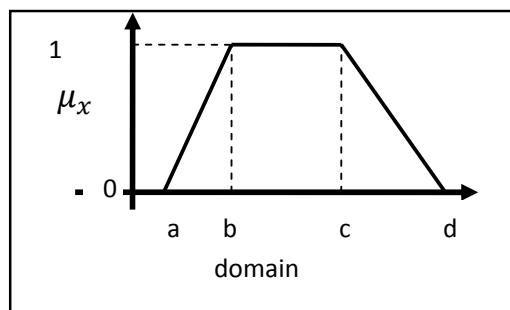
Gambar 2.5 Kurva Segitiga

Fungsi keanggotaan:

$$\mu_x = \begin{cases} 0; & x < a \text{ atau } x > c \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x \leq b \\ (c - x) / (c - b); & b < x \leq c \end{cases} \quad (2.11)$$

c. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1.



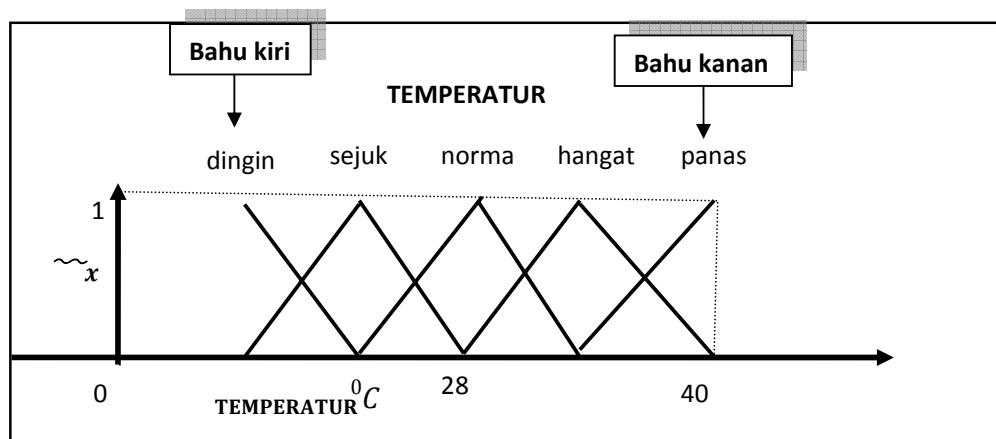
Gambar 2.6 Kurva Trapesium

Fungsi keanggotaan;

$$\mu_x = \begin{cases} 0; & x < a \text{ atau } x > d \\ (x - a) / (b - a); & a \leq x < b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d - x) / (d - c); & c < x \leq d \end{cases} \quad (2.12)$$

d. Representasi Kurva Bahu

Pada kurva bahu, daerah yang terletak diantara bahu kiri dan bahu direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan dan kirinya naik dan turun. Tetapi terkadang salah satu sisi dari variabel tersebut tidak mengalami perubahan. Sebagai contoh, apabila telah mencapai kondisi panas, kenaikan temperatur akan tetap berada dalam kondisi panas. Himpunan *fuzzy* ‘bahu’ bukan segitiga digunakan untuk mengakhiri variabel suatu suatu daerah *fuzzy*. Bahu kiri bergerak dari benar ke salah, demikian juga bahu kanan bergerak dari salah ke benar.



Gambar 2.7 Daerah ‘bahu’ pada variabel TEMPERATUR

B. Operator-Operator Fuzzy

Jika A dan B adalah dua buah himpunan *fuzzy* dalam semesta pembicaraan X dengan fungsi keanggotaan $\mu_A(x)$ dan $\mu_B(y)$, maka pada kedua himpunan *fuzzy* tersebut dapat berlaku operasi;

a. Operator *AND*

Operator ini berhubungan dengan operator interseksi dalam himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operator *AND* diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antar elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.13)$$

b. Operator *OR*

Operator ini berhubungan dengan operator union dalam himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operasi *OR* diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terbesar antar elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

$$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.14)$$

c. Operator *Not*

Operator ini berhubungan dengan operator komplemen dalam himpunan. α -predikat sebagai hasil operasi dengan operasi *Not* diperoleh dengan mengurangkan nilai keanggotaan elemen yang bersangkutan dari 1.

$$\mu_{A'} = 1 - \mu_A(x) \quad (2.15)$$

C. Relasi Komposisi Himpunan Fuzzy

Relasi *fuzzy* n dari U ke U adalah himpunan *fuzzy* di dalam $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ yang memetakan setiap elemen di dalam $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ ke fungsi keanggotaan n dimensi antara 0 dan 1. Untuk relasi *fuzzy* biner adalah himpunan *fuzzy* dengan fungsi keanggotaan dua dimensi.

Misalkan X dan Y adalah dua semesta, maka relasi *fuzzy* binary di dalam X \times Y dapat dituliskan:

$$R = \{(x, y), \mu_R(x, y) | (x, y) \in X \times Y\} \quad (2.16)$$

Relasi *fuzzy* dalam ruang hasil kali yang berbeda dapat digabungkan lewat operasi komposisi. Berbagai operasi komposisi telah diusulkan untuk relasi *fuzzy*, tetapi yang terkenal adalah komposisi maks-min dan komposisi maks-perkalian.

Misalkan R_1 adalah relasi *fuzzy* binary di dalam $X \times Y$ dan R_2 adalah relasi *fuzzy* binary di dalam $Y \times Z$, maka R_1 dan R_2 adalah dua relasi *fuzzy* yang didefinisikan dalam ruang hasil kali $X \times Y$ dan $Y \times Z$. Komposisi maks-min dari R_1 dan R_2 adalah himpunan *fuzzy* yang didefinisikan oleh:

$$R_1 \circ R_2 = \{[(x, z), \text{maks-min } (\mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(y, z))] | x \in X, y \in Y, z \in Z\} \quad (2.17)$$

Atau

$$\mu_{R_1 \circ R_2}(x, z) = \text{maks-min } [\mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(y, z)] \quad (2.18)$$

Dimana $y \in Y$. Sedangkan komposisi maks-perkalian didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu_{R1 \circ R2}(x,z) = \max [\mu_{R1}(x,y) \cdot \mu_{R2}(y,z)] \quad (2.19)$$

Dimana $y \in Y$. Komposisi ini digunakan untuk memperoleh kemampuan pelacakan matematika, sebagai alternatif komposisi maks min.

D. Jaringan Saraf Tiruan

1. Pengertian Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi. Menurut Siang (2005:2), jaringan saraf tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi dengan asumsi sebagai berikut;

- a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neurons*).
- b. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung.
- c. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
- d. Untuk menentukan keluaran (*output*), setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada penjumlahan masukan (*input*) yang diterima. Besarnya keluaran (*output*) ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

Neuron adalah unit pemroses informasi yang menjadi dasar dalam pengoperasian jaringan syaraf tiruan (Siang 2005:23). *Neuron* terdiri dari 3 elemen pembentuk sebagai berikut.

- a. Himpunan unit-unit yang dihubungkan dengan jalur koneksi.
- b. Suatu unit penjumlah yang akan menjumlahkan masukan-masukan sinyal yang sudah dikalikan dengan bobotnya.
- c. Fungsi aktivasi yang akan menentukan apakah sinyal dari *input neuron* akan diteruskan ke *neuron* lain atau tidak.

Jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal sebagai berikut.

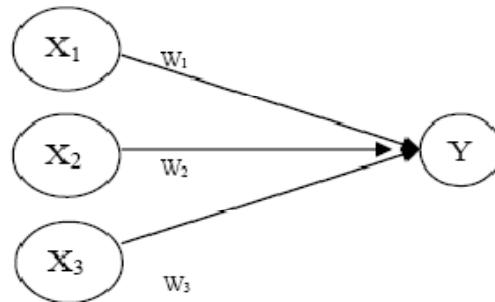
- a. Pola hubungan antar *neuron* (disebut arsitektur jaringan).
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung (algoritma pembelajaran).
- c. Fungsi aktivasi.

Di dalam jaringan syaraf tiruan, istilah simpul (*node*) sering digunakan untuk menggantikan *neuron*.

Setiap simpul pada jaringan menerima atau mengirim sinyal dari atau ke simpul-simpul lainnya. Pengiriman sinyal disampaikan melalui penghubung. Kekuatan hubungan yang terjadi antara setiap simpul yang saling terhubung dikenal dengan nama bobot.

Model-model jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh arsitektur jaringan serta algoritma pelatihan. Arsitektur biasanya menjelaskan arah perjalanan sinyal atau data di dalam jaringan. Sedangkan algoritma pembelajaran menjelaskan bagaimana bobot koneksi harus diubah agar pasangan masukan-keluaran yang diinginkan dapat tercapai.

Perubahan harga bobot koneksi dapat dilakukan dengan berbagai cara, tergantung pada jenis algoritma pelatihan yang digunakan.



Gambar 2.8 Sebuah Sel Syaraf Tiruan

Pada Gambar 2.8 diperlihatkan sebuah sel syaraf tiruan sebagai elemen penghitung. Simpul Y menerima masukan dari neuron x_1 , x_2 , dan x_3 dengan bobot hubungan masing-masing adalah w_1 , w_2 , dan w_3 . Argumen fungsi aktivasi adalah net masukan. Ketiga sinyal simpul yang ada dijumlahkan

$$\text{net} = x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3$$

Besarnya sinyal yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi $y = f(\text{net})$.

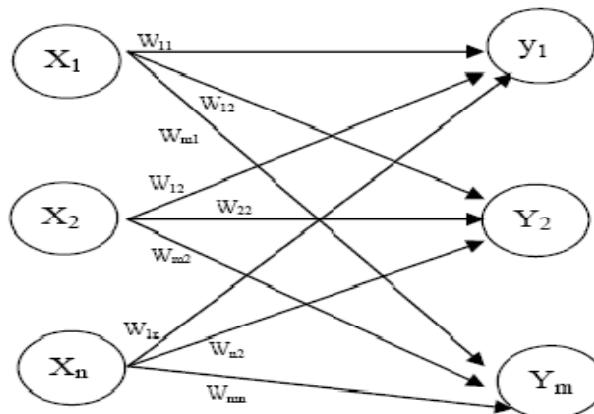
Apabila nilai fungsi aktivasi cukup kuat, maka sinyal akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi (keluaran model jaringan) juga dapat dipakai sebagai dasar untuk merubah bobot.

2. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Hubungan antar neuron dalam jaringan syaraf mengikuti pola tertentu tergantung pada arsitektur jaringan syarafnya. Pada dasarnya ada 3 macam arsitektur jaringan syaraf yaitu:

a. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal (*single layer net*)

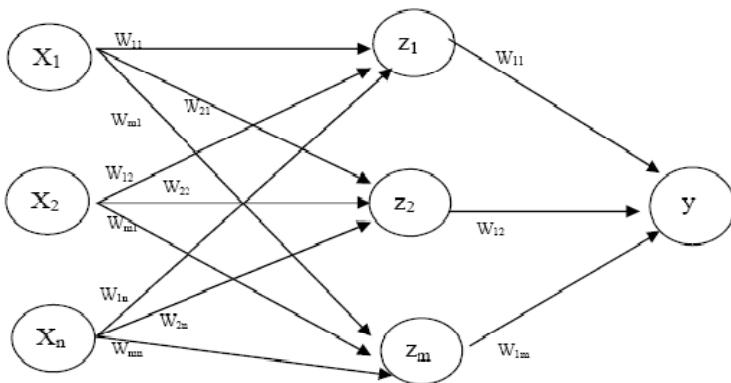
Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya memiliki input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi. Dengan kata lain, ciri-ciri dari arsitektur syaraf dengan lapisan tunggal adalah hanya terdiri dari satu lapisan input dan satu lapisan output, tanpa lapisan tersembunyi.



Gambar 2.9 Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal

b. Jaringan syaraf dengan banyak lapisan (*multilayer net*)

Jaringan dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak di antara lapisan input dan lapisan output (memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi). Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada jaringan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit.



Gambar 2.10 Jaringan syaraf dengan lapisan banyak lapisan

- c. Jaringan syaraf dengan lapisan kompetitif (*competitive layer net*)

Jaringan berbasis kompetensi menggunakan ide kompetisi untuk menguatkan kontras dalam aktivasi neuron(*winner take all*). Hanya neuron yang memiliki aktivasi besar yang diperbolehkan ‘on’. Pada umumnya hubungan antar neuron pada lapisan kompetitif ini tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur.

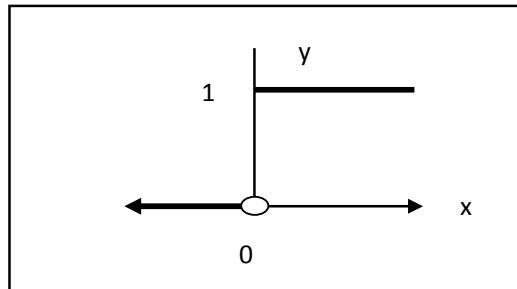
3. Fungsi Aktivasi

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan, antara lain:

- a. Fungsi Tangga Biner (*Hard Limit*)

Jaringan dengan lapisan tunggal sering menggunakan fungsi tangga (*step function*) untuk mengkonversikan input dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke suatu output biner (0 atau 1). Fungsi tangga biner dirumuskan sebagai;

$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x \geq 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

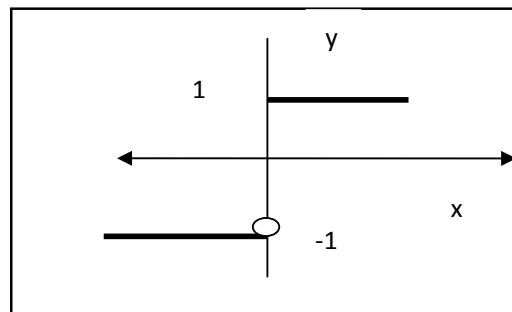


Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi: tangga biner

b. Fungsi Bipolar (*Symmetric Hard Limit*)

Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi tangga biner, hanya saja output yang dihasilkan berupa 1, 0, dan -1. Fungsi bipolar dirumuskan sebagai berikut;

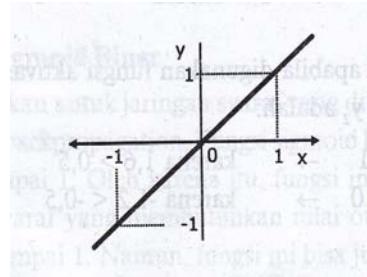
$$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 0 \\ -1, & \text{jika } x < 0 \end{cases} \quad (2.20)$$



Gambar 2.12 Fungsi Aktivasi: Bipolar

c. Fungsi Linier (*Identitas*)

Fungsi linier memiliki output sama dengan inputnya. Fungsi linier dirumuskan sebagai; $y = x$ (2.21)

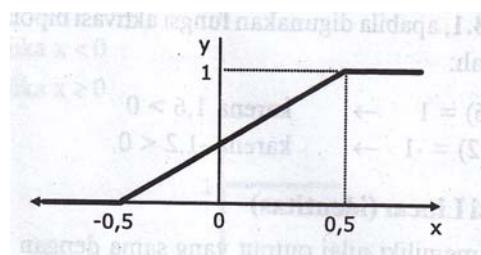


Gambar 2.13 Fungsi Aktivasi: Linier

d. Fungsi Satu Ranting Linier

Fungsi ini akan bernilai 0 jika inputnya kurang dari $-1/2$ dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari $1/2$. Sedangkan jika nilai input terletak antara $-1/2$ dan $1/2$ maka nilai outputnya sama dengan nilai input ditambah $1/2$. Fungsi satu ranting linier dapat dirumuskan sebagai berikut;

$$\begin{aligned} 1, & \quad \text{jika } x \geq 0,5 \\ y = & \quad x + 0,5, \quad \text{jika } -0,5 \leq x \leq 0,5 \\ 0, & \quad \text{jika } x \leq -0,5 \end{aligned} \quad (2.22)$$

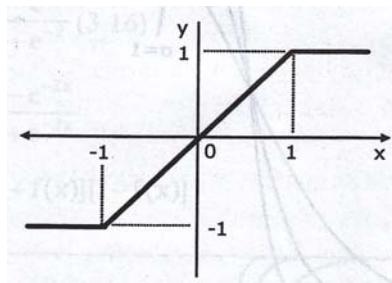


Gambar 2.14 Fungsi Aktivasi: Satu Ranting Linier

e. Fungsi Simetris Satu ranting Linier

Fungsi ini akan bernilai -1 jika inputnya kurang dari -1 dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari 1. Sedangkan jika nilai input terletak antara -1 dan 1 maka nilai outputnya sama dengan nilai input. Fungsi simetris satu ranting linier dapat dirumuskan sebagai berikut;

$$y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x \geq 1 \\ x, & \text{jika } -1 \leq x \leq 1 \\ -1, & \text{jika } x \leq -1 \end{cases} \quad (2.23)$$



Gambar 2.15 Fungsi Aktivasi: Simetris Satu ranting Linier

4. Algoritma Pembelajaran

Salah satu bagian terpenting dari konsep jaringan syaraf adalah terjadinya proses pembelajaran. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah melakukan pengaturan terhadap bobot-bobot yang ada pada jaringan syaraf, sehingga diperoleh bobot akhir yang tepat sesuai dengan pola data yang dilatih. Selama pembelajaran akan terjadi perbaikan bobot-bobot berdasarkan algoritma tertentu. Nilai bobot akan bertambah jika informasi dari neuron tersebut tersampaikan. Sebaliknya jika informasi dari neuron tidak disampaikan oleh suatu neuron ke neuron yang lain, maka nilai bobot

yang menghubungkan keduanya akan dikurangi. Pada saat pembelajaran dilakukan pada input yang berbeda, maka nilai bobot akan diubah secara dinamis sehingga diperoleh nilai bobot yang cukup seimbang. Apabila nilai ini telah tercapai mengindikasikan bahwa tiap input telah terhubung dengan output yang diharapkan. Pada dasarnya ada 2 metode pembelajaran, yaitu metode pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*) dan metode pembelajaran tidak terawasi (*Unsupervised Learning*).

a. Pembelajaran Terawasi

Metode pembelajaran pada jaringan syaraf disebut terawasi jika output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Misalkan kita memiliki jaringan syaraf yang akan digunakan untuk mengenali pola, misalkan pada operasi AND:

Input		target
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

Pada proses pembelajaran suatu pola input akan diberikan ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan sehingga sampai ke neuron pada lapisan output. Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nanti akan dicocokkan dengan pola output targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola output hasil pembelajaran dengan pola target,

maka disini akan muncul eror. Apabila nilai eror masih cukup besar mengindikasikan masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi.

b. Pembelajaran Tak Terawasi

Pada metode pembelajaran terawasi tidak memerlukan target output. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan hasil yang seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun pada suatu range tertentu tergantung pada nilai input yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam satu area tertentu. Pembelajaran ini biasanya cocok untuk klasifikasi pola.

5. Algoritma Pembelajaran Hebb

Pada metode ini, pembelajaran dilakukan dengan cara memperbaiki nilai bobot sedemikian rupa sehingga jika ada 2 neuron yang terhubung, dan keduanya pada kondisi hidup (*on*) pada saat yang sama, maka bobot antar keduanya dinaikkan. Nilai bobot baru diperoleh dengan formula:

$$w_{ij} = w_{ij} + x_i t_j \quad (2.24)$$

dengan x_i adalah variabel input ke-i, t_j adalah variabel output ke-j, dan w_{ij} adalah bobot yang menghubungkan input ke-j menuju ke neuron ke-j. Sedangkan nilai bobot bias baru diperoleh dengan formula:

$$b_j = b_j + t_j \quad (2.25)$$

Secara umum algoritma pembelajaran Hebb adalah sebagai berikut:

Misalkan digunakan pasangan vektor input s, dan vektor output t, sebagai pasangan vektor yang akan dilatih. Sedangkan vektor yang hendak digunakan untuk testing adalah vektor x, maka algoritma pembelajaran Hebb adalah:

0. Instalasi semua bobot:

$$w_{ij} = 0; \quad \text{dengan } i=1, 2, \dots, n; \text{ dan } j=1, 2, \dots, m$$

1. Untuk setiap pasangan input output (s-t), lakukan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Set input dengan nilai sama pada vektor input:

$$x_i = s_i; \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

- b. Set output dengan nilai sama pada vektor output:

$$y_j = t_j; \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

- c. Perbaiki bobot:

$$w_{ij} = w_{ij} + x_i y_j \quad (i = 1, 2, \dots, n) \text{ dan } (j = 1, 2, \dots, m).$$

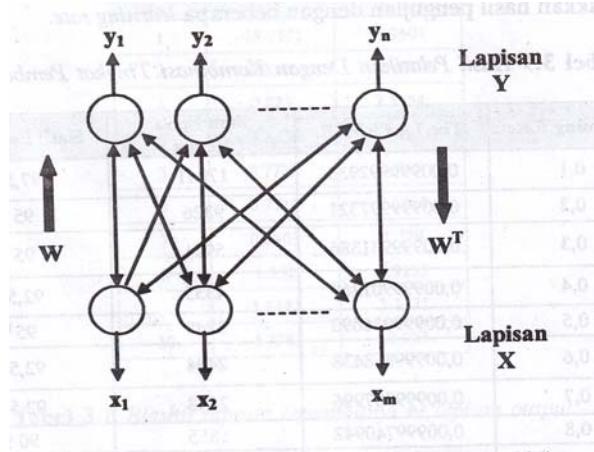
Dengan catatan nilai basis selalu 1.

6. *Bidirectional Assosiative Memory (BAM)*

Bidirectional assosiative memory menyimpan sekumpulan pola dengan cara menjumlahkan matriks korelasi bipolar (matriks outer product berukuran $n \times m$ untuk setiap pola). Arsitektur jaringan yang digunakan terdiri dari 2 lapis.

Bidirectional assosiative memory senantiasa dapat menerima input dari lapisan yang lainnya. Karena bobot-bobot dalam jaringan ini memiliki 2 arah dari satu lapisan ke lapisan yang lain, sehingga akan lebih tepat dikatakan suatu lapisan sebagai X (bukan lapisan input), dan lapisan lain sebagai Y

(lapisan output). Matriks bobot W , diperoleh apabila sinyal input diterima dari lapisan X dan dikirim ke lapisan Y ; sedangkan matriks bobot, W^T , diperoleh apabila sinyal input diterima dari lapisan Y dan dikirim ke lapisan X .



Gambar 2.16 Arsitektur Jaringan BAM

Missal x adalah input untuk lapisan X , input ini kemudian ditransfer ke lapisan output Y , sebagai berikut:

$$y' = a(Wx) \text{ atau } y'_i = a(\sum_{j=1}^m w_{ji}x_j); i = 1, \dots, n \quad (2.26)$$

Dengan a adalah fungsi threshold. Selanjutnya vektor y' dirambatkan maju menuju lapisan X dan menghasilkan output:

$$x' = a(W^Ty') \text{ atau } x'_j = a(\sum_{i=1}^n w_{ji}y'_i); j = 1, \dots, m \quad (2.27)$$

kemudian output y' juga dirambatkan ke lapisan Y dan menghasilkan y'' sesuai dengan Persamaan 2.27 proses ini dilakukan secara berulang-ulang. Proses ini dilakukan dengan mengerjakan langkah (Lin, 1996: 278)

$$y^{(1)} = a(Wx^{(0)}) \quad (\text{forward ke-1})$$

$$\begin{aligned}
x^{(2)} &= \text{a}(W^T y^{(1)}) && \text{(backward ke-1)} \\
y^{(3)} &= \text{a}(W x^{(1)}) && \text{(forward ke-2)} \\
x^{(4)} &= \text{a}(W^T y^{(3)}) && \text{(backward ke-3)} \\
&\dots && \\
&&& (2.28)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
y^{(k-1)} &= \text{a}(W x^{(k-2)}) && \text{(forward ke-k/2)} \\
x^{(k)} &= \text{a}(W^T y^{(k-1)}) && \text{(backward ke-k/2)}
\end{aligned}$$

Dengan catatan bahwa Persamaan 2.28 ini merupakan penyesuaian dari Persamaan 2.26 dan Persamaan 2.27. Proses perbaikan ini bisa jadi dilakukan secara tidak sinkron antara Persamaan 2.26 dan Persamaan 2.27 apabila note i dan note j dipilih secara acak. Misalkan terdapat pasangan vektor asosiatif p yang tersimpan pada BAM sebagai berikut:

$$\{(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^p, y^p)\} \quad (2.29)$$

Dengan x dan y adalah vektor unipolar atau bipolar. Dengan menggunakan aturan pembelajaran outer-product, aturan pembelajaran untuk bobot BAM dapat diberikan sebagai berikut:

$$W = \begin{cases} \sum_{k=1}^p (y^k (x^k)^T; & \text{untuk vektor bipolar} \\ \sum_{k=1}^p (2y^k - 1)(2x^k - 1)^T; & \text{untuk vektor unbipolar} \end{cases} \quad (2.30)$$

atau

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=1}^p (y_i^k (x_i^k)^T; & \text{untuk vektor bipolar} \\ \sum_{k=1}^p (2y_i^k - 1)(2x_i^k - 1)^T; & \text{untuk vektor unbipolar} \end{cases} \quad (2.31)$$

Misalkan vektor $x^{k'}$ diberikan untuk BAM, maka berdasarkan Persamaan 2.31 dapat diperoleh:

$$\begin{aligned} y &= a(\sum_{k=1}^p (y^k (x^k)^T) x^{k'}) \\ &= a(ny^{k'} + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq k'}}^p (y^k (x^k)^T) x^{k'}) \\ &= a(ny^{k'} + \eta) \end{aligned} \quad (2.32)$$

Dengan η adalah bentuk gangguan. Jika vektor $x^{k'}$ bersifat ortogonal, maka $\eta = 0$; dan $y = y^{k'}$ akan terjadi jika hanya ada satu jalan menuju lapisan Y. *Hamming distance* (HD) didefinisikan sebagai jumlah komponen yang tidak sepadan antara vektor x dan x' , yang dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$HD(x, x') = \begin{cases} \sum_{i=1}^n |x_i - x'_i|; & \text{jika } x_i, x'_i \in [0,1] \\ 1/2 \sum_{i=1}^n |x_i - x'_i|; & \text{jika } x_i, x'_i \in [-1,1] \end{cases} \quad (2.33)$$

Sebagai contoh jika $x = (1,1,0,1)^T$ dan $x' = (0,1,0,0)$, maka $HD(x, x') = 2$. Dengan cara yang sama, jika $x = (1,-1,-1,-1)^T$ dan $x' = (1,1,-1,-1)$, maka $HD(x, x') = 1$. Dengan catatan bahwa 2 vektor berisi ± 1 elemen ortogonal jika dan hanya jika vektor tersebut terbagi tepat $n/2$ bit.

BAB III

PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai Memori Asosiatif *Fuzzy* dan aplikasinya dalam teknik industri.

A. Memori Asosiatif *Fuzzy* (MAF)

Memori Asosiatif *Fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Bart Kosko. MAF merupakan suatu sistem *fuzzy* yang memetakan himpunan-himpunan *fuzzy* ke himpunan-himpunan *fuzzy* lainnya. MAF merupakan versi *fuzzy* dari *Bidirectional Associative Memory* (BAM). MAF sederhana akan memetakan suatu aturan *fuzzy* atau himpunan pasangan (A_i, B_j) yang menghubungkan himpunan *fuzzy* B_j ke himpunan *fuzzy* A_i . Dengan demikian, suatu sistem MAF bisa terdiri atas beberapa kumpulan MAF yang berbeda: $(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_p, B_p)$.

Misal suatu MAF tunggal dengan pasangan himpunan *fuzzy* (A, B) , dengan A merupakan suatu himpunan dengan anggota x , dimana $x \in X$ dan B merupakan suatu himpunan dengan anggota y , dimana $y \in Y$. Sebagai contoh, misalkan pada sistem pengendali lalulintas, pasangan (A, B) adalah (PADAT, LAMA). X adalah variabel yang jumlah kendaraan, sedangkan Y adalah variabel lama waktu lampu hijau menyala. $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, dan $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$. Misalkan: $x_1 = 0$ kendaraan; $x_2 = 5$ kendaraan; $x_3 = 8$ kendaraan; ...; $x_n = 50$ kendaraan; sedangkan $y_1 = 3$ detik; $y_2 = 10$ detik; $y_3 = 15$ detik; ... $y_p = 1$ menit. A dan B menunjukkan fungsi keanggotaan μ_A dan μ_B yang memetakan elemen x_i dari X ke

y_j dari Y. Nilai keanggotaan menunjukkan seberapa besar derajat keberadaan x_i di A dan y_j di B. Misalkan $a_i = \mu_A[x_i]$ dan $b_j = \mu_B[y_j]$ maka: A = (a_1, a_2, \dots, a_n) dan B = (b_1, b_2, \dots, b_p).

1. FUZZY HEBB MAF

Untuk mengkodekan kumpulan *fuzzy* (A,B) = ((a_1, a_2, \dots, a_n), (b_1, b_2, \dots, b_p)) ke bentuk matriks MAF secara numeris, bisa digunakan aturan pembelajaran Hebb. Ada 2 aturan pembelajaran, yaitu pengkodean korelasi minimal (*correlation-minimum encoding*) dan pengkodean korelasi perkalian (*correlation-product encoding*).

- a. Pengkodean korelasi minimal.

Bentuk pengkodean korelasi minimal akan menghasilkan hasil akhir berbentuk *fuzzy*:

$$M = A^T B \quad (3.1)$$

dengan:

$$m_{ij} = \min(a_i, b_j) \quad (3.2)$$

dimana m_{ij} adalah bobot dari node input ke-i ke node output ke-j dari BAM.

Contoh 3.1:

Misalkan A = (0.3, 0.1, 0.9) dan B = (0.2, 0.7) maka dapat diperoleh matriks M berdasarkan pengkodean korelasi minimal sebagai berikut:

$$M = A^T B = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix} [0.2 \quad 0.7] = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.3 \\ 0.1 & 0.1 \\ 0.2 & 0.7 \end{bmatrix}$$

Diasumsikan A dan B adalah himpunan *fuzzy* normal, dengan $H(A) = \max_i a_i$ dan $H(B) = \max_i b_i$, sedangkan A' dan B' sebarang anggota vektor di I^n , akan diperoleh;

Teorema 3.1: Korelasi Minimal Hebb (Lin, 1996: 621)

Jika $M = A^T B$, maka:

- (i) $AM = B$, jika dan hanya jika $H(A) \geq H(B)$,
- (ii) $BM^T = A$, jika dan hanya jika $H(B) \geq H(A)$,
- (iii) $A'M \subset B$, untuk setiap A' ,
- (iv) $B'M^T \subset A$, untuk setiap B'

Bukti;

(i) Diketahui $M = A^T B$, $AM = B \leftrightarrow H(A) \geq H(B)$

- Akan dibuktikan bahwa $AM = B \rightarrow H(A) \geq H(B)$

$$M = A^T B$$

$$A A^T = \max_i a_i \wedge a_i = \max_i a_i = H(A)$$

$$AM = A(A^T B) = (A A^T) B = H(A) B$$

Diketahui $AM = B \rightarrow H(A) B = B$

Karena $H(A) B = B \rightarrow H(A) \geq H(B)$

Jadi terbukti bahwa $AM = B \rightarrow H(A) \geq H(B)$. \square

- Akan dibuktikan bahwa $AM = B \leftarrow H(A) \geq H(B)$

$$\begin{aligned} H(A) \geq H(B) &\rightarrow H(A) B = B \\ &= (A A^T) B = A(A^T B) = AM = B \end{aligned}$$

Jadi terbukti bahwa $H(A) \geq H(B) \rightarrow AM = B$. \square

(ii) Diketahui $M^T = B^T A$, akan dibuktikan $BM^T = A \leftrightarrow H(B) \geq H(A)$

- Akan dibuktikan bahwa $B M^T = A \rightarrow H(B) \geq H(A)$

$$M^T = B^T A$$

$$B B^T = \max_i b_i \wedge b_i = \max_i b_i = H(B)$$

$$B M^T = B (B^T A) = (B B^T) A = H(B) A$$

Diketahui $B M^T = A \rightarrow H(B) A = A$

Karena $H(B) A = A \rightarrow H(B) \geq H(A)$

Jadi terbukti bahwa $B M^T = A \rightarrow H(B) \geq H(A) \square$

- Akan dibuktikan $B M^T = A \leftarrow H(B) \geq H(A)$

$$H(B) \geq H(A) \rightarrow H(B) A = A$$

$$= (B B^T) A = B (B^T A) = B M^T = A$$

Jadi terbukti bahwa $H(B) \geq H(A) \rightarrow B M^T = A \square$

(iii) Diketahui $M = A^T B$, akan dibuktikan $A'M \subset B$ untuk setiap A' .

- $A' M = (A' A^T) B \subset H(A) B \subset B$, dan karena $A' A^T \leq H(A)$.

Jadi terbukti bahwa $A'M \subset B$ untuk setiap $A' \square$

(iv) Diketahui $M^T = B^T A$, akan dibuktikan $B' M^T = B'$ untuk setiap B' .

- $(B^T A) = (B' B^T) A \subset H(B) A \subset A$ dan karena $B' B^T \leq H(B)$.

Jadi terbukti bahwa $B' M^T = B'$ untuk setiap $B' \square$

b. Pengkodean Korelasi Perkalian

Bentuk pengkodean algoritma pembelajaran Hebb lainnya adalah pengkodean korelasi perkalian. Bentuk ini akan menghasilkan hasil akhir berbentuk *fuzzy*:

$$M = A^T B \quad (3.3)$$

dengan

$$m_{ij} = a_i * b_j \quad (3.4)$$

Contoh 3.2:

Misalkan pada Contoh 3.1, diketahui $A = (0.3, 0.1, 0.9)$ dan $B = (0.2, 0.7)$ maka dapat diperoleh matriks M berdasarkan pengkodean korelasi perkalian sebagai berikut:

$$M = A^T B = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix} [0.2 \quad 0.7] = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.21 \\ 0.02 & 0.07 \\ 0.18 & 0.63 \end{bmatrix}$$

Misal diasumsikan A dan B adalah himpunan *fuzzy* normal, dengan $H(A)$ merupakan tinggi himpunan *fuzzy* A dan $H(B)$ merupakan tinggi himpunan *fuzzy* B , akan diperoleh;

Teorema 3.2: Korelasi Perkalian Hebb (Lin, 1996: 622)

Jika $M = A^T B$, dengan A dan B adalah vektor tak nol, maka:

- (i) $A M = B$, jika dan hanya jika $H(A) = 1$,
- (ii) $B M^T = A$, jika dan hanya jika $H(B) = 1$,
- (iii) $A' M \subset B$, untuk setiap A' ,
- (iv) $B' M^T \subset A$, untuk setiap B' .

Bukti;

(i) Diketahui $M = A^T B$, $A M = B \leftrightarrow H(A) = 1$

- Akan dibuktikan bahwa $A M = B \rightarrow H(A) = 1$

$$M = A^T B$$

$$A M = A (A^T B) = (A A^T) B = H(A) B$$

Diketahui $A M = B \rightarrow H(A) B = B$, B bukan himpunan kosong.

Karena $H(A) B = B \rightarrow H(A) = 1$

Jadi terbukti bahwa $A M = B \rightarrow H(A) = 1$. \square

- Akan dibuktikan bahwa $A M = B \leftarrow H(A) = 1$

$$\begin{aligned} H(A) = 1 &\Rightarrow H(A) B = B \\ &\Rightarrow (A A^T) B = A (A^T B) = A M = B \end{aligned}$$

Jadi terbukti bahwa $H(A) = 1 \rightarrow A M = B$. \square

- (ii) Diketahui $M^T = B^T A$, akan dibuktikan $B M^T = A \leftrightarrow H(B) = 1$.

- Akan dibuktikan bahwa $B M^T = A \rightarrow H(B) = 1$

$$M^T = B^T A$$

$$B M^T = B (B^T A) = (B B^T) A = H(B) A$$

Diketahui $B M^T = A \rightarrow H(B) A = A$

Karena $H(B) A = A \rightarrow H(B) = 1$

Jadi terbukti bahwa $B M^T = A \rightarrow H(B) = 1$. \square

- Akan dibuktikan $B M^T = A \leftarrow H(B) = 1$.

$$\begin{aligned} H(B) = 1 &\rightarrow H(B) A = A \\ &= (B B^T) A = B (B^T A) = B M^T = A \end{aligned}$$

Jadi terbukti bahwa $H(B) = 1 \rightarrow B M^T = A$. \square

- (iii) Diketahui $M = A^T B$, akan dibuktikan $A' M \subset B$, untuk setiap A' .

- Misal $A M = B$ merupakan matriks trifial jika B himpunan kosong, maka untuk sebarang anggota vektor A' di I^n , berlaku $A' M = (A' A^T) B \subset H(A)$
 $B \subset B$, dan karena $A' A \leq H(A)$. \square

- (iv) Diketahui $M^T = B^T A$, akan dibuktikan $A' M \subset B$, untuk setiap B' ,

- Misal $B^T = A$ merupakan matrik trifial jika A merupakan himpunan kosong, maka untuk sebarang anggota vektor B' di I^n , berlaku $B' M^T = (B' B^T) A \subset H(B)$ $A \subset A$, dan karena $B' B \leq H(B)$. \square

2. RELASI KOMPOSISSI

Apabila nilai matriks M didapat, maka matriks B dapat diperoleh menggunakan relasi komposisi dari A dan M . demikian juga, matriks A dapat diperoleh menggunakan komposisi dari M dan B . selanjutnya akan dibahas relasi komposisi maks-min dan maks-perkalian.

a. Relasi Komposisi Maks-Min

Pada relasi komposisi maks-min, matriks B dapat diperoleh dengan menggunakan komposisi dari $A M$ sebagai berikut:

$$B = A M \quad (3.5)$$

$$b_j = \max_{1 \leq i \leq n} \min(a_i, m_{ij}) \quad (3.6)$$

dengan menggunakan Contoh 3.1, dapat diperoleh matriks B menggunakan Persamaan (3.6) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} b_1 &= \max \{\min(0,3; 0,2); \min(0,1; 0,1); \min(0,9; 0,2)\} \\ &= \max(0,2; 0,1; 0,2) = 0,2 \\ b_2 &= \max \{\min(0,3; 0,3); \min(0,1; 0,1); \min(0,9; 0,7)\} \\ &= \max(0,3; 0,1; 0,7) = 0,7 \end{aligned}$$

atau

$$B = A M = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,2 & 0,3 \\ 0,1 & 0,1 \\ 0,2 & 0,7 \end{bmatrix} = [0,2 \quad 0,7]$$

Sedangkan matriks A dapat diperoleh dengan menggunakan komposisi dari B M^T sebagai berikut:

$$A = B M^T \quad (3.7)$$

$$a_i = \max_{1 \leq i \leq n} \min(b_j, m_{ij}) \quad (3.8)$$

Dengan menggunakan Contoh 3.1, dapat diperoleh matriks A berdasarkan Persamaan (3.8) sebagai berikut:

$$a_1 = \max \{ \min(0,2; 0,2); \min(0,7; 0,3) \} = \max(0,2; 0,3) = 0,3$$

$$a_2 = \max \{ \min(0,2; 0,1); \min(0,7; 0,1) \} = \max(0,1; 0,1) = 0,1$$

$$a_3 = \max \{ \min(0,2; 0,2); \min(0,7; 0,7) \} = \max(0,2; 0,7) = 0,7$$

atau

$$A = B M^T = [0,2 \ 0,7] \begin{bmatrix} 0,2 & 0,1 & 0,2 \\ 0,3 & 0,1 & 0,7 \end{bmatrix} = [0,3 \ 0,1 \ 0,7]$$

Pada arah yang berlawanan ini, tidak bisa didapatkan nilai A dengan tepat, yaitu $B M^T \neq A$. Hal ini telah dijelaskan pada Teorema 1.

b. Relasi Komposisi Maks-Perkalian

Pada relasi komposisi maks-perkalian, matriks B dapat diperoleh dengan menggunakan komposisi dari $A M$ sebagai berikut:

$$B = AM \quad (3.9)$$

$$b_j = \max_{1 \leq j \leq n} (a_i * m_{ij}) \quad (3.10)$$

Dengan menggunakan Contoh 3.2, dapat diperoleh matriks B dengan Persamaan (3.10) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} b_1 &= \max \{ (0,3*0,06); (0,1*0,02); (0,9*0,18) \} \\ &= \max(0,018; 0,002; 0,162) = 0,162 \end{aligned}$$

$$b_2 = \max \{ (0,3*0,21); (0,1*0,07); (0,9*0,63) \}$$

$$= \max(0,036; 0,007; 0,567) = 0,567$$

atau

$$B = AM = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,06 & 0,21 \\ 0,02 & 0,07 \\ 0,18 & 0,63 \end{bmatrix} = [0,162 \quad 0,567]$$

Sedangkan matrik A dapat diperoleh dengan komposisi B M^T sebagai berikut:

$$A = BM^T \quad (3.11)$$

$$a_i = \max_{1 \leq j \leq p} (b_j * -_{ij}) \quad (3.12)$$

Dengan menggunakan Contoh 3.2, diperoleh matriks A berdasarkan Persamaan (3.12) sebagai berikut:

$$a_1 = \max\{(0,2*0,06); (0,7*0,21)\}$$

$$= \max(0,012; 0,147)$$

$$= 0,147$$

$$a_2 = \max\{(0,2*0,02); (0,7*0,07)\}$$

$$= \max(0,004; 0,049)$$

$$= 0,049$$

$$a_3 = \max\{(0,2*0,18); (0,7*0,63)\}$$

$$= \max(0,036; 0,441)$$

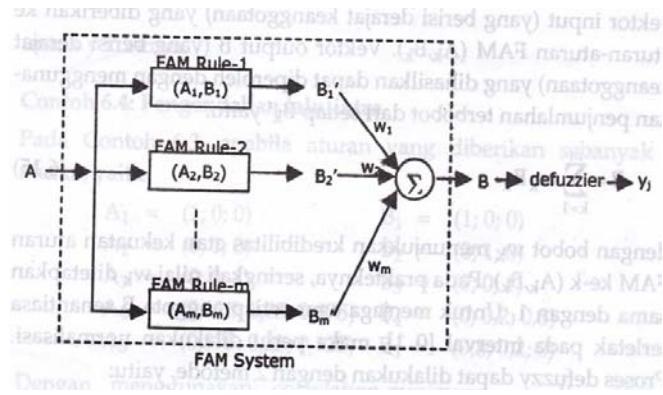
$$= 0,441$$

atau

$$A = BM^T = [0,2 \quad 0,7] \begin{bmatrix} 0,06 & 0,02 & 0,18 \\ 0,21 & 0,07 & 0,63 \end{bmatrix} = [0,147 \quad 0,049 \quad 0,441]$$

3. Pembentukan aturan MAF (*Superimposing FAM Rules*)

Misalkan suatu sistem MAF berisi m kelompok MAF yang berbeda, yaitu $(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_m, B_m)$ seperti terlihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Sistem MAF dengan m aturan

Dengan menggunakan aturan pembelajaran Hebb, dapat diperoleh m matriks MAF M_1, M_2, \dots, M_m . Fuzzy Hebbian yang digunakan untuk mengkodekan m matriks MAF (M_1, M_2, \dots, M_m) adalah Persamaan (3.1) untuk korelasi minimal atau Persamaan (3.3) untuk korelasi perkalian. Dari m kelompok (A_k, B_k) ini, dapat ditentukan vektor B_k' sebagai:

$$B_k' = A M_k = A (A_k^T M), \text{ dengan } k=1, 2, \dots, m. \quad (3.13)$$

Untuk komposisi maks-min, dan

$$B_k' = A M_k = A (A_k^T M), \text{ dengan } k=1, 2, \dots, m. \quad (3.14)$$

Untuk komposisi maks-perkalian, dengan A adalah vektor input yang diberikan ke aturan-aturan MAF (A_k, B_k) . Sedangkan vektor output B yang dihasilkan dapat diperoleh menggunakan penjumlahan terbobot dari setiap B_k' yaitu:

$$B = \sum_{k=1}^m W_k B_k \quad (3.15)$$

dengan bobot W_k menunjukkan kredibilitas atau kekuatan aturan MAF ke-k (A_k, B_k) . Pada prakteknya, seringkali nilai W_k ditetapkan sama dengan 1. Untuk menjaga agar setiap anggota B senantiasa terletak pada interval [0 1], maka perlu dilakukan normalisasi. Adapun proses defuzzy yang digunakan

adalah *Winner take all (maximum-membership defuzzification)* yaitu menjadikan nilai terbesar menjadi solusi terbaik.

B. Aplikasi MAF Dalam Teknik Industri

Sedangkan dalam pembahasan ini akan dibahas aplikasi MAF dalam mencari jumlah produksi telur berdasarkan pengaruh faktor suhu, kebisingan, dan pencahayaan, sehingga diharapkan jumlah produk telur yang dihasilkan dapat memperoleh hasil yang maksimal.

Industri peternakan ayam memiliki peranan yang penting. Dalam penelitian ini ada 30 pekerja, yang masing-masing melakukan 27 kali percobaan dengan kombinasi suhu ($^{\circ}\text{C}$), kebisingan (dB), dan pencahayaan (lux) yang berbeda untuk menghasilkan sejumlah produk telur. Dengan demikian banyaknya data yang diperoleh sejumlah 30×27 data = 810 data. Dari ketigapuluhan data untuk setiap kombinasi diambil nilai rata-ratanya, sehingga data yang akan diolah tinggal 27 data saja seperti terlihat pada Tabel 1 (Sri Kusumadewi, 2004: 347)

Tabel 1 Rata-Rata Jumlah Produksi Telur dan Standar Deviasi

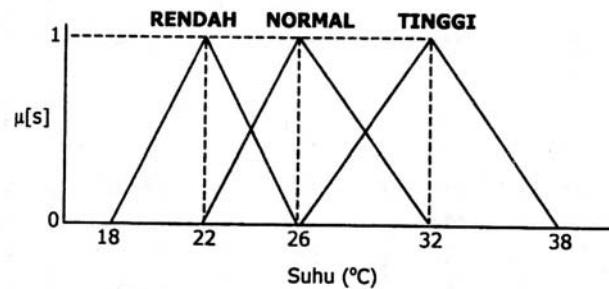
No	Suhu	Kebisingan	Pencahayaan	Rata-Rata Jumlah Produk	Standar Deviasi
1	22	55	150	148.00	4.71
2	22	55	300	150.90	4.78
3	22	55	500	146.50	4.90
4	22	75	150	143.10	4.90
5	22	75	300	146.53	4.58
6	22	75	500	142.73	5.42
7	22	90	150	136.73	4.49
8	22	90	300	140.77	4.49
9	22	90	500	135.97	4.75
10	26	55	150	149.73	4.43
11	26	55	300	153.27	5.59
12	26	55	500	152.13	5.04
13	26	75	150	148.00	5.15
14	26	75	300	150.63	5.06
15	26	75	500	147.63	4.84
16	26	90	150	141.47	5.69
17	26	90	300	145.67	4.81
18	26	90	500	140.20	4.76
19	32	55	150	142.10	4.28
20	32	55	300	146.53	5.38
21	32	55	500	142.17	4.53
22	32	75	150	138.70	4.84
23	32	75	300	141.40	4.95
24	32	75	500	138.30	5.12
25	32	90	150	133.33	4.71
26	32	90	300	138.53	4.51
27	32	90	500	133.77	4.83

Selanjutnya, suhu akan diwakili dengan variabel S, kebisingan akan diwakili dengan variabel G, pencahayaan akan diwakili dengan variabel C, dan rata-rata jumlah produk akan diwakili dengan variabel P.

Untuk menyelesaikan permasalahan di atas, akan dilakukan beberapa langkah sebagai berikut;

1. Pembentukan Fungsi Keanggotaan

Dari Tabel 1, ada sebanyak 27 pasangan data, yaitu suhu ke-i (S_i), kebisingan ke-i (G_i), dan pencahayaan ke-i (C_i), dengan rata-rata jumlah produk ke-i (P_i), ($i=1, 2, \dots, 27$).



Gambar 3.2 Fungsi keanggotaan pada himpunan-himpunan *fuzzy* pada variabel Suhu.

Pada variabel suhu (S), data yang dimiliki adalah 22°C , 26°C , dan 32°C , dengan demikian pada variabel ini bisa dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu RENDAH, NORMAL, dan TINGGI. Himpunan fuzzy RENDAH akan memiliki domain $[18, 26]$, dengan derajat keanggotaan RENDAH tertinggi (=1) terletak pada nilai 22. Apabila suhu semakin kurang dari 22°C , maka kondisi suhu sudah semakin mendekati SANGAT RENDAH, dan keluar dari semesta pembicaraan dari data penelitian. Namun apabila suhu semakin melebihi 22°C , maka kondisi suhu sudah semakin mendekati NORMAL. Himpunan *fuzzy* RENDAH direpresentasikan dengan fungsi

keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila suhu semakin mendekati 22°C. Fungsi keanggotaan untuk himpunan RENDAH seperti terlihat pada Gambar 3.2, dan Persamaan 3.18.

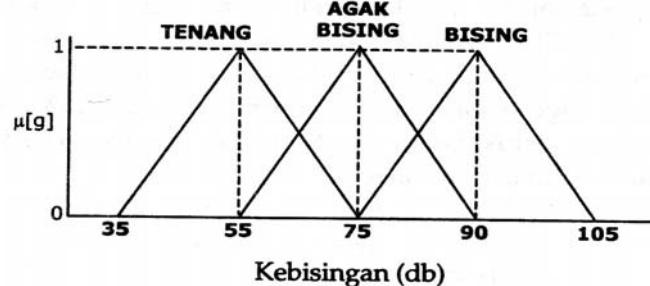
$$\mu_{RENDAH}[s] = \begin{cases} 0, & s \leq 18 \text{ atau } s \geq 26 \\ (s-18)/4, & 18 \leq s \leq 22 \\ (26-s)/4, & 22 \leq s \leq 26 \end{cases} \quad (3.18)$$

Himpunan *fuzzy* NORMAL akan memiliki domain [22, 32], dengan derajat keanggotaan NORMAL tertinggi (=1) terletak pada nilai 26°C. Apabila suhu semakin kurang dari 26°C dan mendekati 22°C, maka kondisi suhu sudah semakin RENDAH, sehingga derajat keanggotaannya pada himpunan NORMAL akan semakin berkurang sedangkan derajat keanggotaannya pada himpunan RENDAH akan semakin bertambah. Namun apabila suhu semakin melebihi 26°C, maka kondisi suhu sudah semakin mendekati TINGGI. Himpunan *fuzzy* NORMAL direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila suhu semakin mendekati 26°C. Fungsi keanggotaan untuk himpunan NORMAL seperti terlihat pada Gambar 3.2, dan Persamaan 3.19.

$$\mu_{NORMAL}[s] = \begin{cases} 0, & s \leq 22 \text{ atau } s \geq 32 \\ (s-22)/4, & 22 \leq s \leq 26 \\ (26-s)/4, & 26 \leq s \leq 32 \end{cases} \quad (3.19)$$

Himpunan *fuzzy* TINGGI akan memiliki domain [26, 38], dengan derajat keanggotaan NORMAL tertinggi (=1) terletak pada nilai 32. Apabila suhu semakin kurang dari 32°C dan mendekati 26°C, maka kondisi suhu sudah semakin NORMAL, sehingga derajat keanggotaannya pada himpunan TINGGI akan semakin berkurang sedangkan derajat keanggotaannya pada himpunan NORMAL akan semakin bertambah. Namun apabila suhu semakin melebihi 32°C, maka kondisi suhu sudah semakin mendekati SANGAT TINGGI dan keluar dari pembicaraan data penelitian. Himpunan *fuzzy* TINGGI direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila suhu semakin mendekati 32°C. Fungsi keanggotaan untuk himpunan TINGGI seperti terlilit pada Gambar 3.2, dan Persamaan 3.20

$$\mu_{TINGGI}[s] = \begin{cases} 0, & s \leq 26 \text{ atau } s \geq 38 \\ (s-26)/6, & 26 \leq s \leq 32 \\ (38-s)/6, & 32 \leq s \leq 38 \end{cases} \quad (3.20)$$



Gambar 3.3 Fungsi Keanggotaan Pada Himpunan-Himpunan *Fuzzy*
Pada Variabel Kebisingan

Pada variabel kebisingan (G), data yang dimiliki adalah 55 dB, 75 dB, dan 90 dB, dengan demikian pada variabel ini bisa dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu TENANG, AGAK BISING, dan BISING. Himpunan fuzzy TENANG akan memiliki domain [35, 75], dengan derajat keanggotaan TENANG tertinggi (=1) terletak pada nilai 55. Apabila tingkat kebisingan semakin kurang dari 55 dB, maka kondisi kebisingan sudah semakin mendekati SANGAT TENANG, dan keluar dari semesta pembicaraan dari data penelitian. Namun apabila tingkat kebisingan semakin melebihi 55 dB, maka kondisi suhu sudah semakin mendekati AGAK BISING. Himpunan fuzzy TENANG direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat kebisingan semakin mendekati 55 dB, Fungsi keanggotaan untuk himpunan TENANG seperti terlihat pada Gambar 3.3, dan Persamaan 3.21.

$$\mu_{TENANG}[g] = \begin{cases} 0, & g \leq 35 \text{ atau } g \geq 75 \\ (g-35)/20, & 35 \leq g \leq 55 \\ (75-g)/20, & 55 \leq g \leq 75 \end{cases} \quad (3.21)$$

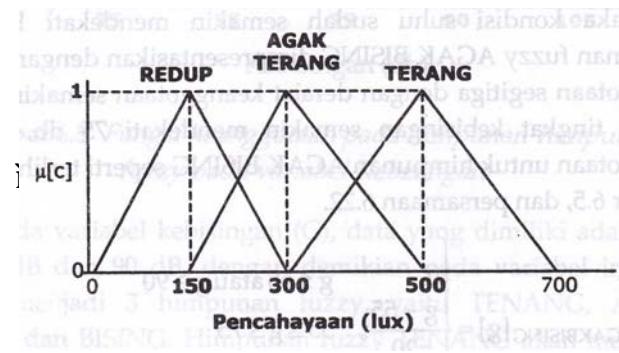
Himpunan *fuzzy* AGAK BISING akan memiliki domain [55, 90], dengan derajat keanggotaan AGAK BISING tertinggi (=1) terletak pada nilai 75. Apabila tingkat kebisingan semakin kurang dari 75 dB, maka kondisi kebisingan sudah semakin mendekati TENANG. Namun apabila tingkat kebisingan semakin melebihi 75 dB, maka kondisi suhu sudah semakin mendekati BISING. Himpunan fuzzy AGAK BISING direpresentasikan

dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat kebisingan semakin mendekati 75 dB. Fungsi keanggotaan untuk himpunan AGAK BISING seperti terlihat pada Gambar 3.3, dan Persamaan 3.22.

$$\mu_{AGAK\ BISING}[g] = \begin{cases} 0, & g \leq 55 \text{ atau } g \geq 90 \\ (g-55)/20, & 55 \leq g \leq 75 \\ (90-g)/20, & 75 \leq g \leq 90 \end{cases} \quad (3.22)$$

Himpunan *fuzzy* BISING akan memiliki domain [75, 105], dengan derajat keanggotaan BISING tertinggi (=1) terletak pada nilai 90. Apabila tingkat kebisingan semakin kurang dari 90 dB, maka kondisi kebisingan sudah semakin mendekati AGAK BISING. Namun apabila tingkat kebisingan semakin melebihi 90 dB, maka tingkat kebisingan sudah SANGAT BISING dan akan keluar dari semesta pembicaraan dan data penelitian. Himpunan *fuzzy* BISING direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat kebisingan semakin mendekati 90 dB. Fungsi keanggotaan untuk himpunan BISING seperti terlihat pada Gambar 3.3, dan Persamaan 3.23.

$$\mu_{BISING}[g] = \begin{cases} 0, & g \leq 75 \text{ atau } g \geq 105 \\ (g-75)/15, & 75 \leq g \leq 90 \\ (105-g)/15, & 90 \leq g \leq 105 \end{cases} \quad (3.23)$$



Gambar 3.4 Fungsi Keanggotaan Pada Himpunan-Himpunan *Fuzzy*

Pada Variabel Pencahayaan

Pada variabel pencahayaan (*C*), data yang dimiliki adalah 150 lux, 300 lux, dan 500 lux, dengan demikian pada variabel ini bisa dibagi menjadi 3 himpunan *fuzzy*, yaitu REDUP, AGAK TERANG, dan TERANG. Himpunan *fuzzy* REDUP akan memiliki domain $[0, 300]$, dengan derajat keanggotaan REDUP tertinggi (=1) terletak pada nilai 150. Apabila tingkat pencahayaan semakin melebihi 150 lux, maka kondisi pencahayaan sudah semakin mendekati AGAK TERANG. Himpunan *fuzzy* REDUP direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat pencahayaan semakin mendekati 150 lux. Fungsi keanggotaan untuk himpunan REDUP seperti terlihat pada Gambar 3.4, dan Persamaan 3.24.

$$\mu_{REDUP}[c] = \begin{cases} 0, & c \leq 0 \text{ atau } c \geq 300 \\ c/150, & 0 \leq c \leq 150 \\ (300-c)/150, & 150 \leq c \leq 300 \end{cases} \quad (3.24)$$

Himpunan fuzzy AGAK TERANG akan memiliki domain [150, 500], dengan derajat keanggotaan AGAK TERANG tertinggi (=1) terletak pada nilai 300. Apabila tingkat pencahayaan semakin kurang dari 300 lux, maka kondisi pencahayaan sudah semakin mendekati REDUP. Namun apabila tingkat pencahayaan semakin melebihi 300 lux, maka kondisi pencahayaan sudah semakin mendekati TERANG. Himpunan *fuzzy* AGAK TERANG direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat pencahayaan semakin mendekati 300 lux. Fungsi keanggotaan untuk himpunan AGAK TERANG seperti terlihat pada Gambar 3.4, dan Persamaan 3.25.

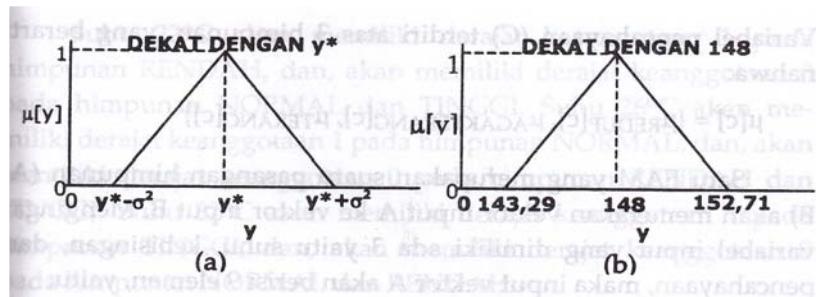
$$\mu_{AGAKTERANG}[c] = \begin{cases} 0, & c \leq 150 \text{ atau } c \geq 500 \\ (c-150)/150, & 150 \leq c \leq 300 \\ (500-c)/200, & 300 \leq c \leq 500 \end{cases} \quad (3.25)$$

Himpunan fuzzy TERANG akan memiliki domain [300, 700], dengan derajat keanggotaan TERANG tertinggi (=1) terletak pada nilai 500. Apabila tingkat pencahayaan semakin kurang dari 500 lux, maka kondisi pencahayaan sudah semakin mendekati AGAK TERANG. Namun apabila tingkat pencahayaan semakin melebihi 500 lux, maka kondisi pencahayaan sudah semakin mendekati SANGAT TERANG dan keluar dari semesta pembicaraan data penelitian. Himpunan *fuzzy* TERANG direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga dengan derajat keanggotaan semakin tinggi apabila tingkat pencahayaan semakin mendekati 500 lux. Fungsi

keanggotaan untuk himpunan TERANG seperti terlihat pada Gambar 3.4, dan Persamaan 3.26.

$$\begin{aligned} \mu_{TERANG}[c] &= \begin{cases} 0, & c \leq 300 \text{ atau } c \geq 700 \\ (c-300)/200, & 300 \leq c \leq 500 \\ (700-c)/200, & 500 \leq c \leq 700 \end{cases} \quad (3.26) \end{aligned}$$

Untuk variabel rata-rata jumlah produksi akan dibagi menjadi 27 himpunan dengan setiap himpunan mewakili bilangan *fuzzy* rata-rata jumlah produksi. Misal: pada data pertama, rata-rata jumlah produksi adalah 148 dengan standart deviasi 4,71; maka bilangan *fuzzy* DEKAT DENGAN 148 dapat direpresentasikan dengan fungsi keanggotaan segitiga seperti pada Gambar 6.7b. Secara umum, fungsi keanggotaan himpunan DEKAT DENGAN y^* terlihat pada Gambar 3.5a, dan Persamaan 3.6b.



Gambar 3.5 (a)Bentuk umum himpunan DEKAT DENGAN y^* (b)

Himpunan *Fuzzy* DEKAT DENGAN 148

$$\mu_{DEKAT\ DENGAN\ y^*}[y] = \begin{cases} 0, & y \leq (y^* - \sigma^2) \text{ atau } y \geq (y^* + \sigma^2) \\ (y - (y^* - \sigma^2)) / \sigma^2, & 0 \leq c \leq 150 \\ ((y^* + \sigma^2) - y) / \sigma^2, & y^* \leq y \leq (y^* + \sigma^2) \end{cases} \quad (3.27)$$

Fungsi keanggotaan untuk rata-rata jumlah produk ini hanya akan digunakan pada saat rata-rata jumlah produk digunakan sebagai input, sedangkan apabila rata-rata jumlah produk digunakan sebagai output, fungsi ini tidak digunakan.

2. Pembentukan Matriks A dan B

Setelah fungsi keanggotaan ditentukan, maka akan diperoleh derajat keanggotaan setiap data pada setiap himpunan dalam variabel suhu, kebisingan, dan pencahayaan. Variabel suhu (S) terdiri atas 3 himpunan, yang berarti bahwa:

$$\mu[s] = \{\mu_{RENDAH}[s], \mu_{NORMAL}[s], \mu_{TINGGI}[s]\}$$

Variabel kebisingan (G) terdiri atas 3 himpunan, yang berarti bahwa:

$$\mu[g] = \{\mu_{TENANG}[g], \mu_{AGAK\ BISING}[g], \mu_{BISING}[g]\}$$

Variabel pencahayaan (C) terdiri atas 3 himpunan, yang berarti bahwa:

$$\mu[c] = \{\mu_{REDUP}[c], \mu_{AGAKTERANG}[c], \mu_{TERANG}[c]\}$$

Satu MAF yang merupakan suatu pasangan himpunan (A, B) akan memetakan vektor input A ke vektor input B. Mengingat variabel input yang

dimiliki ada 3 yaitu suhu, kebisingan, dan pencahayaan, maka input vektor A akan berisi 9 elemen, yaitu:

$$A = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8, a_9).$$

A= ($i_{RENDAH}[s]$, $i_{NORMAL}[s]$, $i_{TINGGI}[s]$, $i_{TENANG}[g]$, $i_{AGAK BISING}[g]$, $i_{BISING}[g]$,
 $i_{REDUP}[c]$, $i_{AGAKTERANG}[c]$, dan $i_{TERANG}[c]$.

Contoh untuk suhu 22°C, kebisingan 55 dB, dan pencahayaan 150 lux, vektor input yang terbentuk:

$$A_1 = (1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0)$$

Sedangkan vektor output B akan terdiri atas 27 elemen (sesuai dengan jumlah data). Elemen ke- j akan bernilai 1 untuk aturan ke- j . Semua elemen selain elemen ke- j akan bernilai 0 untuk aturan ke- j . Contoh untuk aturan ke-1:

3. Pembentukan Sistem MAF

Sistem MAF terdiri atas 27 aturan (*superimposing FAM rules*). Pada setiap aturan akan memuat 27 pasangan (A_k, B_k) dengan $k = 1, 2, \dots, 27$. Vektor input A_k berisi derajat keanggotaan suhu ke- k pada himpunan RENDAH, NORMAL, TINGGI; derajat keanggotaan kebisingan ke- k pada himpunan TENANG, AGAK BISING, BISING; dan derajat keanggotaan pencahayaan ke- k pada himpunan REDUP, AGAK TERANG, TERANG.

Suhu 22°C akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan RENDAH dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan NORMAL dan TINGGI. Suhu 26°C akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan NORMAL dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada

himpunan RENDAH dan TINGGI. Suhu 32°C akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan TINGGI dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan NORMAL dan RENDAH.

Kebisingan 55 dB akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan TENANG dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan AGAK BISING dan BISING. Kebisingan 75 dB akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan AGAK BISING dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan TENANG dan BISING. Kebisingan 90 dB akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan BISING dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan AGAK BISING dan TENANG.

Pencahayaan 150 lux akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan REDUP dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada AGAK TERANG dan TERANG. Pencahayaan 300 lux akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan AGAK TERANG dan akan memiliki derajat keanggotaan 0 pada himpunan REDUP dan TERANG. Sedangkan pencahayaan 500 lux akan memiliki derajat keanggotaan 1 pada himpunan TERANG dan 0 pada himpunan REDUP dan AGAK TERANG.

Dari sini, akhirnya diperoleh vektor input A_k untuk setiap aturan ke-k ($k=1, 2, 3, \dots, 27$) sebagai berikut:

$$A_1 = (1,0,0,1,0,0,1,0,0);$$

$$A_2 = (1,0,0,1,0,0,0,1,0);$$

$$A_3 = (1,0,0,1,0,0,0,0,1);$$

- $A_4 = (1,0,0,0,1,0,1,0,0);$
 $A_5 = (1,0,0,0,1,0,0,1,0);$
 $A_6 = (1,0,0,0,1,0,0,0,1);$
 $A_7 = (1,0,0,0,0,1,1,0,0);$
 $A_8 = (1,0,0,0,0,1,0,1,0);$
 $A_9 = (1,0,0,0,0,1,0,0,1);$
 $A_{10} = (0,1,0,1,0,0,1,0,0);$
 $A_{11} = (0,1,0,1,0,0,0,1,0);$
 $A_{12} = (0,1,0,1,0,0,0,0,1);$
 $A_{13} = (0,1,0,0,1,0,1,0,0);$
 $A_{14} = (0,1,0,0,1,0,0,1,0);$
 $A_{15} = (0,1,0,0,1,0,0,0,1);$
 $A_{16} = (0,1,0,0,0,1,1,0,0);$
 $A_{17} = (0,1,0,0,0,1,0,1,0);$
 $A_{18} = (0,1,0,0,0,1,0,0,1);$
 $A_{19} = (0,0,1,1,0,0,1,0,0);$
 $A_{20} = (0,0,1,1,0,0,0,1,0);$
 $A_{21} = (0,0,1,1,0,0,0,0,1);$
 $A_{22} = (0,0,1,0,1,0,1,0,0);$
 $A_{23} = (0,0,1,0,1,0,0,1,0);$
 $A_{24} = (0,0,1,0,1,0,0,0,1);$
 $A_{25} = (0,0,1,0,0,1,1,0,0);$
 $A_{26} = (0,0,1,0,0,1,0,1,0);$

$$A_{27} = (0,0,1,0,0,1,0,0,1);$$

Sedangkan faktor output B_k untuk setiap aturan ke-k($k=1, 2, 3, \dots, 27$) adalah sebagai berikut:

$$B_1 = (1,0)$$

$$B_2 = (0,1,0)$$

$$B_3 = (0,0,1,0)$$

$$B_4 = (0,0,0,1,0)$$

$$B_5 = (0,0,0,0,1,0)$$

$$B_6 = (0,0,0,0,0,1,0)$$

$$B_7 = (0,0,0,0,0,0,1,0)$$

$$B_8 = (0,0,0,0,0,0,0,1,0)$$

$$B_9 = (0,0,0,0,0,0,0,0,1,0)$$

$$B_{10} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0)$$

$$B_{11} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{12} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{13} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{14} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{15} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{16} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{17} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{18} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

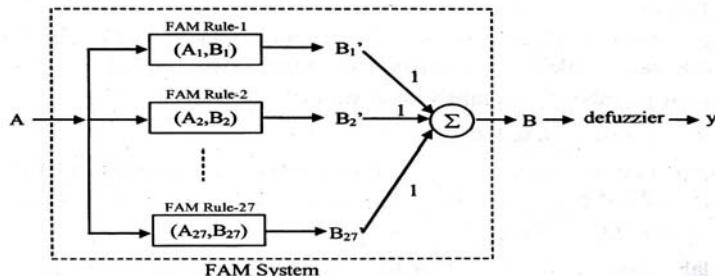
$$B_{19} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{20} = (0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{21} = (0,1,0,0,0,0,0,0)$$

$$B_{24} = (0,1,0,0,0)$$

Dengan 27 aturan ini, akan didapat 27 matriks FAM ($M_1, M_2, M_3, \dots, M_{27}$) masing-masing berukuran 9×27 yang dibentuk dengan pengkodean korelasi minimum arsitektur sistem FAM seperti terlihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Sistem MAF dengan 27 aturan

4. Pengujian

Pengujian dilakukan pada data yang ikut dalam aturan dan data bebas yang tidak ikut dalam aturan. Selain itu pengujian juga dilakukan dengan 2 arah, yaitu: pertama, menentukan rata-rata jumlah produk (B) berdasarkan input suhu, kebisingan, dan pencahayaan (A), dan yang kedua, menentukan kombinasi suhu, kebisingan, dan pencahayaan (A) berdasarkan input rata-rata jumlah produk (B).

Pengujian dilakukan dengan mengambil nilai setiap bobot $w_k=1$ ($k=1, 2, \dots, 27$) dengan metode *defuzzy winner take all*. Matriks B_k' tidak digunakan baik komposisi maks-min maupun komposisi maks-produk, namun digunakan perkalian matriks. Dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all*, penggunaan komposisi ini dilakukan sebagai upaya untuk mencegah adanya *flat area* pada daerah solusi. Komposisi untuk setiap aturan digunakan metode *maks*, artinya dalam semua aturan diambil nilai terbesar dari setiap elemen.

a. Pengujian 1

Pada pengujian pertama ini digunakan input: suhu, kebisingan, pencahayaan; output: rata-rata jumlah produk; dan dikenakan pada data yang ikut dijadikan sebagai aturan.

(i) Tes-1: Input: suhu = 22°C , kebisingan = 75 dB, pencahayaan = 300 lux. Output rata-rata jumlah produk adalah 146.53. Data ini memberikan suatu vektor input: $A = (1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0)$;

Dengan menggunakan komposisi perkalian matriks, matriks B_k' untuk $k=1, 2, \dots, 27$; diperoleh dari:

$$B_k' = A * M_k$$

Setelah diperoleh matriks B_k' , akan didapat nilai vektor B dari penjumlahan B_k' , yaitu:

$$B = (1, 2, 1, 2, 3, 2, 1, 2, 1, 0, 1, 0, 1, 2, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 2, 1, 0, 1, 1, 0)$$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-5 (= 3), dengan menggunakan metode *defuzzy winter take all* diperoleh nilai $y = 146.53$. Dengan demikian pengujian ini benar.

(ii) Tes-2: Input: suhu = 26°C , kebisingan = 90 dB, pencahayaan = 150 lux. Output rata-rata jumlah produk adalah 141.47. Data ini memberikan suatu vektor input: $A = (0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0)$; Seperti halnya penyelesaian pada tes-1, akan didapat matriks B sebagai berikut;

$$B = (1, 0, 0, 1, 0, 0, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 3, 2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 1, 1)$$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-16 (=3), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $y = 141.47$. Dengan demikian pengujian ini benar.

(iii) Tes-3: Input: suhu = 32°C , kebisingan = 55 dB, pencahayaan = 500 lux. Output rata-rata jumlah produk adalah 142.17. Data ini memberikan suatu vektor input: $A = (0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1)$; Seperti halnya penyelesaian pada tes-1, akan didapat matriks B sebagai berikut; B_k' , yaitu:

$$B = (1, 1, 2, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 2, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 2, 2, 3, 1, 1, 2, 1, 1, 2)$$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-21 (= 3), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $y=142,17$. Dengan demikian pengujian ini benar. Pengujian telah dilakukan semua pada data yang digunakan sebagai aturan, dan memberikan hasil yang benar untuk semua data.

b. Pengujian 2

Pada pengujian kedua ini digunakan input: suhu, kebisingan, pencahayaan; output: rata-rata jumlah produk; dan dikenakan pada data yang tidak ikut dijadikan sebagai aturan.

(i) Tes-1: Input: suhu = 25°C, kebisingan = 60 dB, pencahayaan = 200 lux.

Untuk mendapatkan vektor input A sebelumnya perlu dicari terlebih dahulu derajat keanggotaan nilai tiap variabel dalam setiap himpunan.

$$\begin{aligned} a_1 &= \mu_{RENDAH}[25] &= (26-25)/4 &= 0,25 \\ a_2 &= \mu_{NORMAL}[25] &= (25-22)/4 &= 0,75 \\ a_3 &= \mu_{TINGGI}[25] &= 0 \\ a_4 &= \mu_{TENANG}[60] &= (75-60)/20 &= 0,75 \\ a_5 &= \mu_{AGAKBISING}[60] &= (60-55)/20 &= 0,25 \\ a_6 &= \mu_{BISING}[60] &= 0 \\ a_7 &= \mu_{REDUP}[200] &= (300-200)/150 &= 0,66 \\ a_8 &= \mu_{AGAK TERANG}[200] &= (200-150)/150 &= 0,33 \\ a_9 &= \mu_{TERANG}[200] &= 0 \end{aligned}$$

Vektor input A: $A = (0,25; 0,75; 0; 0,75; 0,25; 0; 0,66; 0,33; 0)$

Dengan menggunakan komposisi penjumlahan perkalian (*sum-product*) nilai setiap B_k' untuk $k=1, 2, \dots, 27$; diperoleh dari:

$$B_k' = A * M_k$$

Setelah diperoleh nilai B_k' , akan didapat nilai vektor B dari penjumlahan B_k' yaitu:

$B = (1,6667; 1,3333; 1,0000; 1,1667; 0,8333; 0,5000; 0,9167; 0,5833; 0,2500; 2,1666; 1,833; 1,5000; 1,6667; 1,333; 1,0000; 1,4167; 1,0833; 0,7500; 1,467; 1,0833; 0,7500; 0,9167; 0,5833; 0,2500; 0,6667; 0,3333; 0,0000)$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-10 (= 2,1667), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $y = 149,73$.

(ii) Tes-2: Input: suhu = 30°C , kebisingan = 80 dB, pencahayaan = 400 lux.

Untuk mendapatkan vektor input A sebelumnya perlu dicari terlebih dahulu derajat keanggotaan nilai tiap variabel dalam setiap himpunan.

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \mu_{RENDAH}[30] &= 0 \\
 a_2 &= \mu_{NORMAL}[30] &= (32-30)/4 &= 0,50 \\
 a_3 &= \mu_{TINGGI}[30] &= (30-26)/6 &= 0,66. \\
 a_4 &= \mu_{ENANG}[80] &= 0 \\
 a_5 &= \mu_{AGAKBISING}[80] &= (90-80)/20 &= 0,5 \\
 a_6 &= \mu_{BISING}[80] &= (80-75)/15 &= 0,33 \\
 a_7 &= \mu_{REDUP}[400] &= 0 \\
 a_8 &= \mu_{AGAKTERANG}[400] &= (500-400)/200 &= 0,50 \\
 a_9 &= \mu_{TERANG}[400] &= (400-300)/200 &= 0,50
 \end{aligned}$$

Vektor input A: $A = (0; 0,50; 0,66; 0; 0,50; 0,33; 0; 0,50; 0,50)$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap B_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari:

$$B_k' = A * M_k$$

Setelah diperoleh nilai B_k' , akan didapat nilai vektor B dari penjumlahan B_k' , yaitu:

$B=(0; 0,5000; 0,5000; 0,5000; 1,0000; 1,0000; 0,3333; 0,8333; 0,8333; 0,5000; 1,0000; 1,0000; 1,0000; 1,5000; 1,5000; 0,8333; 1,3333; 1,3333; 0,6667; 1,1667; 1,1667; 1,1667; 1,6667; 0,9999; 1,4999; 1,4999)$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-24 (=1,6777), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $y=138,30$.

(iii) Tes-3: Input: suhu = 35°C , kebisingan = 100 dB, pencahayaan = 600 lux.

Untuk mendapatkan vektor input A sebelumnya perlu dicari terlebih dahulu derajat keanggotaan nilai tiap variabel dalam setiap himpunan.

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \mu_{RENDAH}[35] &= 0 \\
 a_2 &= \mu_{NORMAL}[35] &= 0 \\
 a_3 &= \mu_{TINGGI}[35] &= (38-35)/6 &= 0,50 \\
 a_4 &= \mu_{TENANG}[100] &= 0 \\
 a_5 &= \mu_{AGAKBISING}[100] &= 0 \\
 a_6 &= \mu_{BISING}[100] &= (105-100)/15 &= 0,33 \\
 a_7 &= \mu_{REDUP}[600] &= 0 \\
 a_8 &= \mu_{AGAKTERANG}[600] &= 0 \\
 a_9 &= \mu_{TERANG}[600] &= (700-600)/200 &= 0,50
 \end{aligned}$$

Vektor input A: $A = (0; 0; 0,50; 0; 0; 0,33; 0; 0; 0,50)$

Dengan menggunakan komposisi *sumproduct*, nilai setiap B_k' untuk $k=1,2,\dots,27$; diperoleh dari:

$$B_k' = A * M_k$$

Setelah diperoleh nilai B_k' , akan didapat nilai vektor B dari penjumlahan B_k' , yaitu:

$B=(0; 0; 0,5000; 0; 0; 0,5000; 0,3333; 0,3333; 0,8333; 0; 0; 0,5000; 0,3333; 0,3333; 0,5000; 0,3333; 0,3333; 0,8333; 0,5000; 0,5000; 1,0000; 0,5000; 0,5000; 1,0000; 0,8333; 0,8333; 1,3333)$

Elemen terbesar dari vektor B adalah elemen ke-27 (=1,3333), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $y=133,77$.

c. Pengujian 3

Pada pengujian ketiga ini digunakan input: rata-rata jumlah produk; output: suhu, kebisingan, pencahayaan; dan dikenakan pada data yang ikut dijadikan sebagai aturan.

(i) Tes-1: Input: rata-rata jumlah produk = 142,10. Output yang bersesuaian adalah suhu = 32°C , kebisingan = 55 dB, dan pencahayaan = 150 lux. Diperoleh vektor input;

$B = (0; 0; 0,102; 0,796; 0,033; 0,884; 0; 0,703; 0; 0; 0; 0; 0; 0,889; 0,258; 0,600; 1; 0,176; 0,861; 0,298; 0,859; 0,2579; 0; 0,208; 0)$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,884; 0,889; 1; 1; 0,884; 0,889; 1; 0,859; 0,861)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $s=32$. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai

$g=55$. Elemen ke-7 sampai ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $c=150$. Sehingga benar bahwa suhu = 32°C , kebisingan = 55 db, dan pencahayaan = 150 lux.

(ii) Tes-2: Input: rata-rata jumlah produk = 133,33. Output yang bersesuaian adalah suhu = 32°C , kebisingan = 90 dB, dan pencahayaan = 150 lux. Diperoleh vektor input B:

$$B=(0; 0; 0; 0; 0; 0; 0,243; 0; 0,444; 0,029; 1; 0; 0,909)$$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari:

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,444; 0; 1; 0; 0,029; 1; 1; 0; 0,909)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $s=32$. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $g=90$. Elemen ke-7 sampai ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $c=150$. Sehingga benar bahwa suhu = 32°C , kebisingan = 90 db, dan pencahayaan = 150 lux.

(iii) Tes-3: Input: rata-rata jumlah produk = 153,27. Output yang bersesuaian adalah suhu = 26°C, kebisingan = 55 dB, dan pencahayaan = 300 lux; Diperoleh vektor input B:

$$B = (0; 0,504; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0,201; 1; 0,774; 0; 0,478; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0)$$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari:

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,504; 1; 0; 1; 0,478; 0; 0,201; 1; 0,774)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-2 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai s=26. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1, dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai g=55. Elemen ke-7 sampai ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-2 (=1), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai c=150.

d. Pengujian 4

Pada pengujian keempat ini digunakan input: rata-rata jumlah produk; output: suhu, kebisingan, pencahayaan; dan dikenakan pada data yang tidak ikut dijadikan sebagai aturan.

(i) Tes-1: Input: rata-rata jumlah produk = 150. Diperoleh vektor input B:

$$B = (0,5756; 0,8117; 0,2863; 0; 0,2430; 0; 0; 0; 0; 0,9390; 0,4149; 0,5776; \\ 0,6119; 0; 8755; 0,5102; 0; 0,0996; 0; 0; 0,3550; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0)$$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots,27$; diperoleh dari:

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,8117; 0,9390; 0,3550; 0,9390; 0,8755; 0,0996; 0,9390; 0,8755; 0,5776)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-2 ($=0,9390$), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $s=26$. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1 ($=0,9390$), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $g=55$. Elemen ke-7 sampai ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1 ($=0,9390$), dengan menggunakan metode *defuzzy winner take all* diperoleh nilai $c=150$. Sehingga didapat hasil: suhu= $26^\circ C$, kebisingan= 55 db, dan pencahayaan= 150 lux. Apabila ditinjau dari data sebenarnya, rata-rata produk untuk kombinasi ini adalah 149,73 dengan standart deviasi 4,43. Nilai 150 masih berada pada range kombinasi tersebut ($145,3 < 150 < 154,16$).

(ii) Tes-2: Input: rata-rata jumlah produk = 133. Diperoleh vektor input B:

$$B=(0; 0; 0; 0; 0; 0; 0,1702; 0; 0,3741; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0,9299; 0; 0; 0,8404)$$

Dengan menggunakan komposisi *sum-product*, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari:

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,3741; 0; 0,9299; 0; 0; 0,9299; 0,9299; 0; 0,8404)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 ($=0,9299$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $s=32$. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 ($=0,9299$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $g=90$. Elemen ke-7 sampai Ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-1 ($=0,9299$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $c=150$. Sehingga didapat hasil: suhu= 32°C , kebisingan= 90 dB , dan pencahayaan= 150 lux . Apabila ditinjau dari data sebenarnya, rata-rata produk untuk kombinasi ini adalah $133,33$ dengan standart deviasi $4,71$. Nilai 133 masih berada pada range kombinasi tersebut ($128,62 < 133 < 138,04$).

(iii) Tes-3: Input: rata-rata jumlah produk = 145 . Diperoleh vektor input B:

$$B = (0,3633; 0; 0,6941; 0,6123; 0,6662; 0,5812; 0; 0,0569; 0; 0; 0; 0,4178; 0; 0,4565; 0,3792; 0,8607; 0; 0,3221; 0,7156; 0,3758; 0; 0,2720; 0; 0; 0)$$

Dengan menggunakan komposisi sum-product, nilai setiap A_k' untuk $k=1,2,\dots, 27$; diperoleh dari:

$$A_k' = B * M_k^T$$

Setelah diperoleh nilai A_k' , akan didapat nilai vektor A dari penjumlahan A_k' , yaitu: $A = (0,6941; 0,8607; 0,7156; 0,7156; 0,6662; 0,8607; 0,6123; 0,8607; 0,6941)$

Elemen ke-1 sampai ke-3 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-2 ($=0,8607$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $s=26$. Elemen ke-4 sampai ke-6 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-3 ($=0,8607$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $g=90$. Elemen ke-7 sampai ke-9 dari vektor B yang terbesar adalah elemen ke-2 ($=0,8607$), dengan menggunakan metode defuzzy winner take all diperoleh nilai $c=300$. Sehingga didapat hasil: suhu= 26°C , kebisingan= 90 dB , dan pencahayaan= 300 lux . Apabila ditinjau dari data sebenarnya, rata-rata produk untuk kombinasi ini adalah $145,67$ dengan standart deviasi $4,81$. Nilai 145 masih berada pada range kombinasi tersebut ($140,86 < 145 < 150,48$). Hasil pengujian terhadap beberapa rata-rata jumlah produksi telur seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Pengujian Terhadap Beberapa Rata-Rata Jumlah Produksi Telur.

No	Rata-Rata Jumlah Produk	Suhu	Kebisingan	Pencahayaan
1	134	32	90	500
2	137	22	90	150
3	139	32	75	150
4	140	26	90	500
5	142	32	55	150
6	144	22	75	150
7	146	26	90	300
8	147	32	55	300
9	149	26	55	150
10	151	22	55	300

5. Kesimpulan

Dari hasil pengujian, menunjukkan adanya kesesuaian antara target yang diinginkan dengan vektor keluaran. Berarti Memori Asosiatif *Fuzzy* (MAF) dapat digunakan menentukan jumlah rata-rata produksi telur berdasarkan kombinasi suhu, kebisingan, dan pencahayaan atas data-data yang tidak terdapat dalam penelitian.

Bab IV

Kesimpulan dan Saran

A. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian dan pembahasan pada skripsi ini, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut;

1. Memory Asosiatif *Fuzzy* (MAF) merupakan suatu model yang dilatih menggunakan jaringan syaraf, namun struktur jaringannya diinterpretasikan dengan sekelompok aturan *fuzzy*. Memory Asosiatif *Fuzzy* memiliki kelebihan yaitu dapat meningkatkan kemampuan sistem cerdas untuk belajar dan beradaptasi pada lingkungan dengan variasi data yang kurang lengkap dan tepat. Selain itu, dengan Memory Asosiatif *Fuzzy* kita dapat melakukan peramalan terhadap data-data yang tidak masuk dalam data hasil penelitian. Adapun teori MAF yang dibahas dalam skripsi ini mencakup beberapa pembahasan yaitu;
 - a. *Fuzzy hebb* MAF yang membahas aturan pembelajaran Hebb Untuk mengkodekan kumpulan himpunan *fuzzy* ke bentuk matriks MAF secara numeris, Ada 2 aturan pembelajaran, yaitu
 - pengkodean korelasi minimal (*correlation-minimum encoding*) yang menghasilkan menghasilkan hasil akhir berbentuk *fuzzy*:

$$M = A^T B \text{ dengan}$$

$$m_{ij} = \min(a_i, b_j)$$

- pengkodean korelasi perkalian (*correlation-product encoding*) yang menghasilkan menghasilkan hasil akhir berbentuk *fuzzy*:

$$M = A^T B \text{ dengan}$$

$$m_{ij} = a_i * b_j$$

- b. Relasi komposisi yang berfungsi mencari nilai suatu matriks dengan memanfaatkan hubungan atau relasinya dengan matriks yang lain, relasi komposisi memiliki dua komponen yaitu
 - Relasi komposisi maks-min, dimana pada relasi ini matriks B dapat diperoleh dengan menggunakan komposisi dari A M sebagai berikut:

$$B = A M$$

$$b_j = \max_{1 \leq i \leq n} \min(a_i, m_{ij})$$

- Relasi komposisi maks-perkalian, dimana pada relasi ini matriks B dapat diperoleh dengan menggunakan komposisi dari A M sebagai berikut:

$$B = A M$$

$$b_j = \max_{1 \leq i \leq n} (a_i * m_{ij})$$

- c. Pembentukan aturan MAF, misalkan suatu sistem MAF berisi m kelompok MAF yang berbeda, yaitu $(A_1, B_1), (A_2, B_2), \dots, (A_m, B_m)$, dengan menggunakan aturan pembelajaran Hebb, dapat diperoleh m matriks MAF M_1, M_2, \dots, M_m . *Fuzzy Hebbian* yang digunakan untuk mengkodekan m matriks MAF (M_1, M_2, \dots, M_m) adalah persamaan korelasi minimal atau persamaan korelasi perkalian. Dari m kelompok (A_k, B_k) ini, dapat ditentukan vektor B'_k sebagai:

$$B'_k = A M_k = A (A_k^T M), \text{ dengan } k=1, 2, \dots, m$$

Untuk komposisi maks-min, dan

$$B'_k = A M_k = A (A_k^T M), \text{ dengan } k=1, 2, \dots, m.$$

Untuk komposisi maks-perkalian, dengan A adalah vektor input yang diberikan ke aturan-aturan MAF (A_k, B_k). Sedangkan vektor output B yang dihasilkan dapat diperoleh menggunakan penjumlahan terbobot dari setiap B_k' yaitu:

$$B = \sum_{k=1}^m W_k B'_k$$

dengan bobot W_k menunjukkan kredibilitas atau kekuatan aturan MAF ke- k (A_k, B_k). Adapun proses defuzzifikasi yang digunakan adalah *Winner take all (maximum-membership defuzzification)* yaitu menjadikan nilai terbesar menjadi solusi terbaik.

2. Adapun aplikasi MAF dalam teknik industri dapat diterapkan untuk mencari jumlah produksi telur berdasarkan kombinasi suhu (°C), kebisingan (dB), dan pencahayaan (lux). Langkah-langkah yang perlu dilakukan adalah sebagai berikut;
 - a. Melakukan study kasus
 - b. Pembentukan Fungsi Keanggotaan
 - c. Pembentukan Matriks A dan B
 - d. Pembentukan Sistem MAF
 - e. Pengujian
 - f. Kesimpulan

Dari langkah-langkah yang ditempuh menunjukkan bahwa Memori Asosiatif *Fuzzy* (MAF) dapat digunakan untuk menentukan jumlah rata-rata produksi telur berdasarkan kombinasi suhu, kebisingan, dan pencahayaan atas data-data yang tidak terdapat dalam penelitian.

B. SARAN

Penulisan skripsi ini hanya membahas mengenai konsep Memoy Asosiatif *Fuzzy* dan aplikasinya pada teknik industri. Bagi pembaca yang tertarik dengan MAF dapat meneliti lebih lanjut mengenai penggunaan MAF pada sistem pengendalian lampu lalu lintas dan pembuatan kursi berdasarkan kegunaannya.

Daftar Pustaka

- Desiani, Anita dan Muhammad Arhami. 2006. *Konsep Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Fausett, Laurence. 1994. *Fundamentals of Neural Networks (Architectures, Algorithms, and Application)*. London: Prentice-Hall.
- Kartasudjana, Ruhyat. 2001. *Penetasan Telur*. Jakarta: Departemen Pendidikan Nasional.
- Kosko, Bart. 1992. *Neural Networks And Fuzzy Systems*. London: Prentice-Hall.
- Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence Teknik dan Aplikasi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, Sri dan Sri Hartati. 2006. *Neuro-Fuzzy*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, Sri dan Hadi Purnomo. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lin, Chin-Teng dan George Lee. 1996. *Neural Fuzzy Systems*. London: Prentice-Hall.
- Negnevitsky, Michael. 2005. *Artificial Intelligence*. London: Addison-Wesley.
- Nguyen, Hung dan Elbert Walker. 2000. *Fuzzy Logic*. New York: Chapman & Hall/CRC.
- Siang, Jong Jek. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Wang, Li-Xin. 1997. *Adaptive Fuzzy Systems And Control*. London: Prentice-Hal
- Widodo, Thomas. 2005. *Sistem Neuro Fuzzy*. Yogyakarta: Graha Ilmu.