

SISTEM PAKAR FUZZY UNTUK DIAGNOSIS KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN METODE MAMDANI

Rifkie Primartha^{1,3)}, Nurul Fathiyah^{2,4)}

¹Jurusan Teknik Informatika Universitas Sriwijaya

²Jurusan Teknik Informatika Universitas Sriwijaya

³rifkie77@gmail.com, ⁴nurulfathiyah8@gmail.com

ABSTRAK

Kanker payudara merupakan salah satu penyakit kanker yang paling banyak menyebabkan kematian pada penderitanya. Di Indonesia, kanker payudara menempati urutan kedua penyebab kematian tertinggi perempuan Indonesia. Pada penelitian ini dikembangkan sistem pakar *fuzzy* untuk diagnosis kanker payudara menggunakan metode Mamdani, dengan data masukan berupa atribut BI-RADS (*Breast Imaging-Reporting And Data System*), *Shape*, dan *Margin* dari data set mammografik dalam bentuk numerik. Terdapat 3 tahap utama dalam pengembangan perangkat lunak ini, yaitu: fuzzifikasi, inferensi, dan defuzzifikasi, dengan menggunakan metode Mamdani pada tahap inferensi. Pada metode Mamdani, digunakan operator konjungsi dan disjungsi. Pada tahap defuzzifikasi, digunakan metode *Centroid* untuk mendapatkan keluaran yang bernilai *crisp*. Basis aturan yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 125 aturan. Penelitian ini menghasilkan suatu perangkat lunak yang dapat menghasilkan diagnosa kanker payudara dengan tingkat *sensitivity* mencapai 84% dan tingkat *specificity* mencapai 91%. Perangkat lunak ini juga dapat digunakan sebagai alat pembelajaran untuk mahasiswa kedokteran.

Kata kunci: Diagnosis Kanker Payudara, Sistem Pakar *Fuzzy*, Metode Mamdani, Mammografi.

ABSTRACT

*Breast cancer is one of the leading cause of cancer death in the sufferer. In Indonesia, breast cancer ranks second highest cause of death of Indonesian women. In this research a fuzzy expert system for diagnosis of breast cancer using Mamdani method is developed. There are 3 main stages in the development of this software, namely: fuzzification, inference, and defuzzification. The method used in the inference stage is Mamdani method. In Mamdani method, conjunction and disjunction operators are used. In the defuzzification stage, used Centroid method to obtain crisp valued outputs. Rule base used in this study were 125 rules with mammographic attributes which are: BI-RADS (*Breast Imaging-Reporting And Data System*), Shape, and Margin. This research resulted a software that can produce diagnoses of breast cancer with 84% sensitivity and 91% specificity. In addition, this software can be used as a learning tool for medical students.*

Keywords: Breast Cancer Diagnosis, Fuzzy Expert System, Mamdani Method, Mammography.

1. Pendahuluan

Kanker payudara merupakan salah satu penyakit kanker yang paling banyak menyebabkan kematian pada penderitanya. Di Indonesia, kanker payudara menempati urutan kedua penyebab kematian tertinggi perempuan Indonesia. Banyak penelitian telah dilakukan untuk menemukan cara paling efektif untuk mendiagnosis penyakit kanker payudara. Penelitian dengan domain permasalahan berupa diagnosis kanker payudara diantaranya dapat dilakukan dengan menggunakan logika fuzzy (Seker et al., 2003) dan Neuro-Fuzzy Classification (Keleş, Keleş, and Yavuz, 2011). Salah satu metode pemeriksaan kanker payudara adalah mammografi. Mammografi merupakan metode screening kanker payudara yang dapat mengidentifikasi kanker beberapa tahun sebelum gejala-gejala fisik penyakit tersebut muncul. Namun, seringkali hasil mammografi diinterpretasikan sebagai tidak meyakinkan. Untuk itu diperlukan perangkat yang dapat mengidentifikasi apakah hasil mammografi seorang pasien termasuk ke kelas jinak, yang tidak memiliki kanker payudara atau kelas ganas yang mengarah ke kanker payudara (Keleş, Keleş, and Yavuz, 2011).

Sistem pakar fuzzy adalah sistem pakar yang menggunakan perhitungan fuzzy dalam mengolah pengetahuan untuk menghasilkan konsekuensi, premis dengan konklusi atau kondisi dengan akibat sehingga menghasilkan informasi yang memiliki keakuratan untuk pengguna (Santoso, Intan, dan Sugianto, 2008). Salah satu metode inferensi fuzzy adalah Mamdani. Mamdani menggunakan operator min-max dalam proses implikasi dan komposisi aturan, sehingga sering disebut sebagai metode min-max.

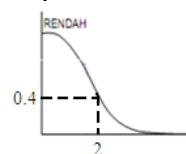
Berdasarkan uraian di atas, dapat diketahui bahwa metode fuzzy merupakan salah satu metode yang telah banyak digunakan dalam pembangunan perangkat lunak untuk diagnosis suatu penyakit. Selain itu, kebutuhan akan perangkat lunak untuk diagnosis kanker payudara masih sangat diperlukan. Pada penelitian ini, dikembangkan suatu sistem pakar fuzzy Mamdani, dengan domain permasalahan berupa diagnosis kanker payudara. Metode Mamdani diharapkan dapat menghasilkan klasifikasi yang tepat mengenai tingkat bahaya pada tumor payudara dengan masukan berupa data set mammografik, agar menghasilkan diagnosa yang tepat untuk penyakit kanker payudara.

2. Metode Mamdani

Metode Mamdani dikenal juga sebagai metode min-max, diperkenalkan oleh Ebrahim Mamdani pada tahun 1975. Menurut Djunaidi, Setiawan, dan Andista (2005), untuk mendapatkan *output* diperlukan 4 tahapan, yaitu:

2.1 Pembentukan himpunan fuzzy

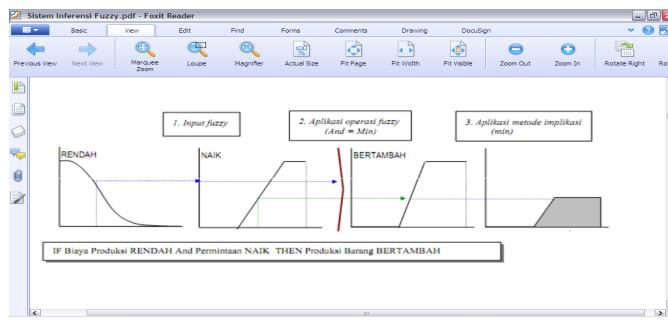
Pada metode Mamdani baik variabel *input* maupun variabel *output* dibagi menjadi 1 atau lebih himpunan fuzzy. Gambar II-11 menggambarkan pembentukan himpunan fuzzy.



Gambar II-1. Pembentukan Himpunan Fuzzy (Kusumadewi dan Purnomo, 2010)

2.2 Aplikasi fungsi implikasi

Pada metode Mamdani, fungsi implikasi yang digunakan adalah minimum. Contoh proses aplikasi fungsi implikasi dapat dilihat pada Gambar II-12.



Gambar II-2. Aplikasi Fungsi Implikasi Minimum (Kusumadewi dan Purnomo, 2010)

2.3 Komposisi aturan

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam melakukan komposisi aturan, yaitu metode max (*maximum*), *additive*, dan probabilistik OR (Kusumadewi dan Purnomo, 2010).

a. Metode Max (*Maximum*)

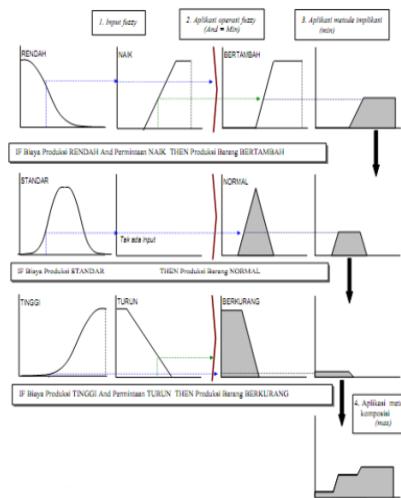
Pada metode max, solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum aturan. Secara umum dapat dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] \leftarrow \max(\mu_{sf}[x_i], \mu_{kf}[x_i]) \quad (1)$$

dengan:

$$\mu_{sf}[x_i] = \text{nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai satuan ke } -i;$$

$$\mu_{kf}[x_i] = \text{nilai keanggotaan konsekuensi fuzzy aturan ke } -i$$



Gambar II-3. Komposisi Aturan Maximum (Kusumadewi dan Purnomo, 2010)

b. Metode *Additive* (Sum)

Pada metode *additive*, solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara melakukan bounded-sum

terhadap semua output daerah fuzzy. Secara umum dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] \leftarrow \min(1, \mu_{sf}[x_i] + \mu_k[x_i])$$

dengan:

$$\mu_{sf}[x_i] = \text{nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai satuan ke-}i; \quad (2)$$

$$\mu_k f[x_i] = \text{nilai keanggotaan konsekuensi fuzzy turanke-}i$$

Metode Probabilistik OR (probior)

Pada metode probabilistik OR (probior), solusi himpunan fuzzy diperoleh dengan cara melakukan *product* terhadap semua output daerah fuzzy. Secara umum dituliskan:

$$\mu_{sf}[x_i] \leftarrow -(\mu_{sf}[x_i] + \mu_k[x_i]) - (\mu_{sf}[x_i] * \mu_k[x_i]) \quad (3)$$

dengan:

$$\mu_{sf}[x_i] = \text{nilai keanggotaan solusi fuzzy sampai satuan ke-}i;$$

$$\mu_k f[x_i] = \text{nilai keanggotaan konsekuensi fuzzy turanke-}i$$

2.4 Penegasan (*defuzzification*)

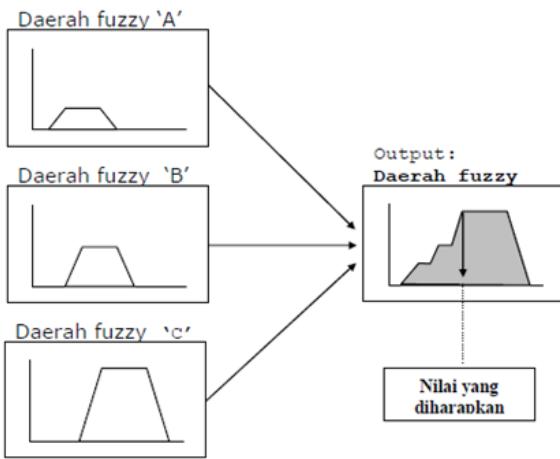
Penegasan (*defuzzification*) adalah proses mengolah suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan *fuzzy* untuk menghasilkan *output* berupa suatu bilangan pada domain himpunan fuzzy tersebut (Kusumadewi dan Purnomo, 2010). Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2010), terdapat beberapa metode untuk yang dapat digunakan pada *defuzzify*, antara lain:

a. Metode *Centroid* (Composite Moment)

Pada metode *centroid*, titik pusat daerah *fuzzy* diambil untuk memperoleh solusi *crisp*. Secara umum dapat dituliskan:

$$z * \frac{\int z\mu(z)dz}{\int \mu(z)dz} \rightarrow \text{untuk semesta kontinu} \quad (4)$$

$$z * \frac{\sum_{j=1}^n z_j \mu(z_j)}{\sum_{j=1}^n \mu(z_j)} \rightarrow \text{untuk semesta diskret} \quad (5)$$



Gambar II-4. Defuzzify Centroid (Kusumadewi dan Purnomo, 2010)

b. Metode Bisector

Pada metode bisektor, nilai pada domain yang memiliki nilai keanggotaan separo dari jumlah total nilai keanggotaan pada daerah fuzzy diambil untuk memperoleh solusi *crisp*.

c. Metode *Mean of Maximum* (MOM)

Pada metode *mean of maximum*, nilai rata-rata domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum diambil untuk memperoleh solusi *crisp*.

d. Metode *Largest of Maximum* (LOM)

Pada metode *largest of maximum*, nilai terbesar dari domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum diambil untuk memperoleh solusi *crisp*.

e. Metode *Smallest of Maximum* (SOM)

Pada metode *smallest of maximum* nilai terkecil dari domain yang memiliki nilai keanggotaan maksimum diambil untuk memperoleh solusi *crisp*.

3. Analisis Data Masukan

3.1 Data Masukan

Data masukan pada perangkat lunak ini merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi diagnosis penyakit kanker payudara. Data masukan dibagi menjadi 3 variabel linguistik yaitu BI-RADS (Breast Imaging-Reporting And Data System), Shape, dan Margin. Variabel linguistik BI-RADS memiliki 5 nilai linguistik, yaitu VS (Very Small), S (Small), M (Medium), L (Large), dan VL (Very Large). Interval masing-masing nilai linguistik dapat dilihat pada Tabel III-1.

Tabel III-1 Interval nilai linguistik variabel BI-RADS

Nilai Linguistik	Interval Nilai Linguistik
VS	$0.0 \leq a \leq 2.1$
S	$1.19 \leq a \leq 3.2$
M	$2.55 \leq a \leq 4.62$
L	$2.55 \leq a \leq 4.9$
VL	$3.62 \leq a \leq 6.0$

Variabel linguistik Shape memiliki 5 nilai linguistik, yaitu VS (Very Small), S (Small), M (Medium), L (Large), dan VL (Very Large). Interval nilai linguistik variabel Shape dapat dilihat pada Tabel III-2.

Tabel III-2 Interval nilai linguistik variabel Shape

Nilai Linguistik	Interval Nilai Linguistik
VS	$0.0 \leq b \leq 2.48$
S	$1.65 \leq b \leq 2.79$
M	$2.0 \leq b \leq 3.0$
L	$2.5 \leq b \leq 3.75$
VL	$3.2 \leq b \leq 4.0$

Variabel linguistik Margin memiliki 5 nilai linguistik yaitu VS (Very Small), S (Small), M (Medium), L (Large), dan VL (Very Large). Penentuan interval Margin merupakan interval nilai linguistik dari variabel Margin.

Tabel III-3 Interval nilai linguistik variabel Margin

Nilai Linguistik	Interval Nilai Linguistik
VS	$1.0 \leq c \leq 3.09$
S	$1.8 \leq c \leq 3.2$
M	$2.5 \leq c \leq 4.2$
L	$3.0 \leq c \leq 4.31$
VL	$3.4 \leq c \leq 5.0$

3.2 Data Keluaran

Hasil perhitungan yang menjadi data keluaran adalah Tumor. Variabel linguistik Tumor memiliki 2 nilai linguistik yaitu Jinak dan Ganas. Masing-masing nilai linguistik memiliki interval yang berbeda seperti pada Tabel III-4.

Tabel III-4 Interval nilai linguistik variabel Tumor

Nilai Linguistik	Interval Nilai Linguistik
Jinak	$0.0 \leq d \leq 0.55$
Ganas	$0.5 \leq d \leq 1.0$

3.3 Proses Fuzzifikasi

Fuzzifikasi merupakan proses awal dalam perhitungan. Pada proses ini, masing-masing variabel masukan dicocokkan nilai linguistiknya, kemudian dihitung nilai derajat keanggotaannya berdasarkan fungsi keanggotaan masing-masing variabel. Pada tahap fuzzifikasi, diperoleh nilai linguistik dan derajat keanggotaan dari masing-masing variabel.

Sebagai contoh untuk proses fuzzifikasi, data masukan yang diberikan adalah BI-RADS = 5, Shape = 3, Margin = 5.

- Variabel linguistik BI-RADS
- BI-RADS = 5 berada pada nilai linguistik VeryLarge
- Derajat keanggotaan untuk nilai linguistik VeryLarge adalah:

$$\mu_{VeryLarge}(a) = \begin{cases} 0, & \text{if } a \leq 3.62 \\ \frac{(a-3.62)}{1.28}, & \text{if } 3.62 \leq a < 4.9 \\ 1, & \text{if } 4.9 \leq a \leq 6 \end{cases} \quad (6)$$

Maka:

$$\mu_{VeryLarge}(a) = 1.0$$

- Variabel linguistik Shape
- Shape = 3 berada pada nilai linguistik Medium dan Large
- Derajat keanggotaan untuk nilai linguistik Medium adalah:

Persamaan 7.

$$\mu_{Medium}(b) = \begin{cases} 0, & \text{if } b \leq 2.0 \vee b \geq 3.0 \\ \frac{(b-2.0)}{0.5}, & \text{if } 2.0 \leq b \leq 2.5 \\ \frac{(3.0-b)}{0.5}, & \text{if } 2.5 < b \leq 3.0 \end{cases} \quad (7)$$

Maka:

$$\mu_{Medium}(b) = 0.0$$

- Derajat keanggotaan untuk nilai linguistik Large adalah:

Persamaan 8.

$$\mu_{Large}(b) = \begin{cases} 0, & \text{if } b \leq 2.5 \vee b \geq 3.75 \\ \frac{(b-2.5)}{0.6}, & \text{if } 2.5 \leq b \leq 3.1 \\ \frac{(3.75-b)}{0.65}, & \text{if } 3.1 < b \leq 3.75 \end{cases} \quad (8)$$

Maka:

$$\mu_{Large}(b) = 0.834$$

- Variabel linguistik Margin

- Margin = 5 berada pada nilai linguistik VeryLarge
- Derajat keanggotaan untuk nilai linguistik VeryLarge adalah:

$$\mu_{VeryLarge}(c) = \begin{cases} 0, & \text{if } c \leq 3.4 \\ \frac{(c-3.4)}{0.9}, & \text{if } 3.4 \leq c < 4.3 \\ 1, & \text{if } 4.3 \leq c \leq 5.0 \end{cases} \quad (9)$$

Maka:

$$\mu_{VeryLarge}(c) = 1.0$$

3.4 Proses Inferensi

Tahap selanjutnya dalam perhitungan menggunakan pendekatan fuzzy adalah inferensi. Proses inferensi pada perangkat lunak ini menggunakan metode Mamdani Min-Max karena metode ini memiliki penalaran yang mirip dengan penalaran manusia. Pada tahap ini, dilakukan penalaran menggunakan fuzzy input dan aturan fuzzy. Setelah didapat aturan yang sesuai, akan dilakukan proses inferensi minimum dengan memilih derajat keanggotaan minimum dari nilai-nilai linguistik dan menentukan nilai derajat keanggotaan pada fungsi keanggotaan variabel Tumor. Jika dari aturan tersebut terdapat nilai linguistik Tumor yang sama, maka akan dilanjutkan ke proses inferensi maksimum. Kemudian akan didapat nilai linguistik dan derajat keanggotaan untuk variabel Tumor.

Untuk contoh kasus pada proses inferensi dilanjutkan dengan data masukan yang telah dicontohkan pada analisis proses fuzzifikasi. Dari proses sebelumnya telah didapat fuzzy input berupa nilai linguistik dan derajat keanggotaan masing-masing variabel linguistik. Proses yang dilakukan setelah itu adalah proses inferensi. Hasilnya adalah :

- IF BIRADS = VL AND Shape = M AND Margin = VL THEN
- Tumor = GANAS
- IF BIRADS = VL AND Shape = L AND Margin = VL THEN
- Tumor = GANAS

Proses inferensi yang terjadi :

Menggunakan aturan conjunction dengan memilih derajat keanggotaan minimum.

IF BIRADS = VL (1.0) AND Shape = M (0.0) AND Margin = VL (1.0) THEN Tumor = GANAS (0.0)

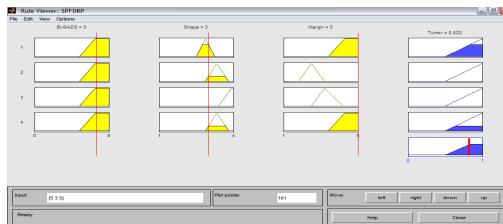
IF BIRADS = VL (1.0) AND Shape = L (0.834) AND Margin = VL (1.0) THEN Tumor = GANAS (0.834)

Menggunakan aturan disjunction dengan memilih derajat keanggotaan maximum.

Tumor = GANAS (0.0) v Tumor = GANAS (0.834)

Dihasilkan Tumor = GANAS (0.834)

Dari proses inferensi dihasilkan sebuah area biru:



Gambar III-1. Daerah biru variabel Tumor yang terbentuk setelah proses inferensi

3.5 Analisis Proses Defuzzifikasi

Defuzzifikasi merupakan proses konversi dari fuzzy output menjadi crisp output. Pada proses defuzzifikasi digunakan metode Centroid untuk mendapatkan nilai crisp output. Pada metode ini, solusi crisp diperoleh dengan cara mengambil titik pusat daerah fuzzy (Suyanto, 2008). Jumlah titik yang digunakan dalam perhitungan akan menentukan ketelitian dari nilai level tumor. Untuk mendapatkan nilai crisp dengan metode Centroid, dan harus ditentukan sekumpulan sampel titik yang digunakan untuk menemukan titik pusat gravitasi pada daerah biru. Semakin banyak jumlah titik yang digunakan, semakin teliti hasil perhitungannya (Suyanto, 2008).

Sebagai contoh untuk proses defuzzifikasi, daerah biru diambil dari contoh sebelumnya yaitu Gambar III-1. Kemudian ditentukan titik-titik yang akan diambil untuk perhitungan, yaitu 6 buah titik yang berada diinterval 0.5 – 1.0, yaitu 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0. didapat :

$$z * \frac{\sum_{j=1}^n z_i \mu(z_j)}{\sum_{j=1}^n \mu(z_j)}$$

$$z * \frac{\sum_{j=1}^6 z_i \mu(z_j)}{\sum_{j=1}^6 \mu(z_j)} = \frac{(0.5 \times 0) + (0.6 \times 0.2) + (0.7 \times 0.4) + (0.8 \times 0.6) + (0.9 \times 0.8) + (1.0 \times 0.834)}{(0 + 0.2 + 0.4 + 0.6 + 0.8 + 0.834)} = \frac{2.434}{2.834} = 0.858$$

3.6 Proses Diagnosis

Setelah didapat hasil defuzzifikasi, nilai tersebut akan diklasifikasi untuk mendapatkan diagnosa kanker payudara. Dengan ketentuan seperti pada Tabel III-5:

Tabel III-5 Interval Nilai * untuk Diagnosa Kanker Payudara

$z *$	Diagnosa
$0.0 \leq z * < 0.55$	Negatif Kanker Payudara
$0.55 < z * < 1.0$	Positif Kanker Payudara

Merujuk pada Tabel III-5, maka pada kasus di atas, akan menghasilkan diagnosa Positif

Kanker Payudara.

4. Hasil Pengujian

Setelah dilakukan beberapa kali proses diagnosis dengan data uji berupa data set mammografik yang diperoleh dari *UCI Machine Learning Repository*.

Tabel IV-1. Hasil Pengujian Tingkat Akurasi Proses Diagnosis

No	Data Uji			Hasil Data Uji	Keluaran Sistem	Kesimpulan
	BI-RADS	Shape	Margin			
1	0	2	4	Negatif	Negatif	Diterima
2	0	4	4	Negatif	Negatif	Diterima
3	0	4	5	Positif	Negatif	Ditolak
4	2	1	1	Negatif	Negatif	Diterima
5	2	2	1	Negatif	Negatif	Diterima
6	2	4	4	Negatif	Negatif	Diterima
7	3	1	1	Negatif	Negatif	Diterima
8	3	2	1	Negatif	Negatif	Diterima
9	3	2	4	Negatif	Negatif	Diterima
10	3	3	1	Negatif	Negatif	Diterima
11	3	3	4	Negatif	Negatif	Diterima
12	3	4	3	Negatif	Negatif	Diterima
13	3	4	4	Negatif	Negatif	Diterima
14	3	4	5	Positif	Negatif	Ditolak
15	4	1	1	Negatif	Negatif	Diterima
16	4	1	2	Negatif	Negatif	Diterima
17	4	1	3	Negatif	Negatif	Diterima
18	4	1	4	Negatif	Negatif	Diterima
19	4	1	5	Negatif	Negatif	Diterima
20	4	2	1	Negatif	Negatif	Diterima
21	4	2	2	Negatif	Negatif	Diterima
22	4	2	3	Negatif	Negatif	Diterima
23	4	2	4	Negatif	Negatif	Diterima
24	4	2	5	Negatif	Negatif	Diterima
25	4	3	1	Negatif	Negatif	Diterima
26	4	3	2	Negatif	Negatif	Diterima
27	4	3	3	Negatif	Negatif	Diterima
28	4	3	4	Negatif	Negatif	Diterima
29	4	4	1	Negatif	Negatif	Diterima
30	4	4	2	Negatif	Negatif	Diterima
31	4	4	3	Negatif	Negatif	Diterima
32	4	4	4	Positif	Negatif	Ditolak
33	4	4	5	Positif	Negatif	Ditolak
34	5	1	1	Positif	Positif	Diterima
35	5	1	4	Positif	Positif	Diterima
36	5	1	5	Positif	Positif	Diterima
37	5	2	1	Positif	Positif	Diterima
38	5	2	3	Positif	Positif	Diterima
39	5	2	4	Positif	Positif	Diterima
40	5	2	5	Positif	Positif	Diterima
41	5	3	1	Negatif	Positif	Ditolak
42	5	3	2	Positif	Positif	Diterima

43	5	3	3	Positif	Positif	Diterima
44	5	3	4	Positif	Positif	Diterima
45	5	3	5	Positif	Positif	Diterima
46	5	4	1	Positif	Positif	Diterima
47	5	4	2	Positif	Positif	Diterima
48	5	4	3	Positif	Positif	Diterima
49	5	4	4	Positif	Positif	Diterima
50	5	4	5	Positif	Positif	Diterima
51	6	1	1	Negatif	Positif	Ditolak
52	6	2	1	Negatif	Positif	Ditolak
53	6	3	3	Positif	Positif	Diterima
54	6	3	5	Positif	Positif	Diterima
55	6	4	3	Positif	Positif	Diterima
56	6	4	4	Positif	Positif	Diterima
57	6	4	5	Positif	Positif	Diterima

- Jumlah data = 57
- True positive (TP) = 21
- True negative (TN) = 29
- False positive (FP) = 3
- False negative (FN) = 4
- Specificity = $TNI(TN+FP) = 29/32 = 91\%$
- Sensitivity = $TPI (TP+FN) = 21/25 = 84\%$

5. Kesimpulan

- Sistem Pakar *Fuzzy* menggunakan metode Mamdani dapat diterapkan pada domain permasalahan diagnosis kanker payudara dengan tingkat akurasi yang cukup baik untuk dapat mengatasi ketimpangan dari hasil mammografi.
- Hasil analisis penelitian menunjukkan bahwa BI-RADS sangat mempengaruhi diagnosis kanker payudara. Apabila nilai BI-RADS sebesar 0-4, maka sistem akan mengeluarkan diagnosa berupa negatif kanker payudara, sedangkan jika nilai BI-RADS sebesar 5-6, maka sistem akan mengeluarkan diagnosa berupa positif kanker payudara.

DAFTAR PUSTAKA

- Alatas, S. dan K. M. Goesmanshah. 2009. *Sistem Pakar Berbasis Web Untuk Diagnosis Penyakit Melalui Pemeriksaan Mulut*. Tugas Akhir Fakultas Ilmu Komputer Universitas Bina Nusantara.
- Djunaidi, M., E. Setiawan., dan F. W. Andista. 2005. Penentuan Jumlah Produksi Dengan Aplikasi Metode Fuzzy-Mamdani. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri* 4, 95-104.
- Hartati, S. dan S. Iswanti. 2008. *Sistem Pakar dan Pengembangannya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Intan, R. and M. Mukaidono. 2002. On Knowledge-based Fuzzy Sets. *International Journal of Fuzzy Systems* 4(2), 655-664.
- Keleş, A. and A. Keleş. *Extracting fuzzy rules for diagnosis of breast cancer*.
- Keleş, A., A. Keleş, and U. Yavuz. 2011. Expert system based on neuro-fuzzy rules for diagnosis breast cancer. [doi: 10.1016/j.eswa.2010.10.061]. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5719-5726.
- Klir, G. J. and B. Yuan. 1995. *Fuzzy Sets and Fuzzy Relation: Theory and Applications*. New Jersey: Prentice Hall.
- Kruchten, P. 2000. *The Rational Unified Process : An Introduction*. Addison-Wesley.
- Kusrini. 2006. *Sistem Pakar; Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Kusumadewi, S. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Edisi I. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S. dan H. Purnomo. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*, Edisi II. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Mardiana, L. 2004. *Kanker Pada Wanita*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Martin, J., and S. Oxman. 1988. *Building Expert System : a Tutorial*, Prentice Hall: New Jersey.
- Minartiningtyas, B.A., 2013. *Metode Mamdani*. <http://informatika.web.id/metode-mamdani.htm> (diakses pada 14 Januari 2013).
- Santoso, L. W., R. Intan, dan F. Sugianto. 2008. *Implementasi Fuzzy Expert System untuk Analisa Penyakit Dalam pada Manusia*. Dalam: Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2008 (SNATI 2008). Yogyakarta, 21 Juni 2008.
- Seker, H., M. O. Odetayo, D. Petrovic, and R. N. G. Naguib. 2003. A Fuzzy Logic Based Method for Prognostic Decision Making in Breast and Prostate Cancer. *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine* 7 (2), 114-122.

- Suyanto. 2008. *Soft Computing: Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi*. Bandung: Informatika.
- Turban, E., J. E. Aronson, T-P. Liang, and R. V. McCarthy. 2007. *Decision Support Systems And Intelligent Systems* (7th ed.). New Delhi: Prentice-Hall of India.
- Universitas Sriwijaya. 2011. *Buku Pedoman Akademik dan Kemahasiswaan TA 2010/2011*. Universitas Sriwijaya, Palembang.
- Wikipedia. 2011. *Mammografi*. <http://id.wikipedia.org/wiki/Mammografi> (diakses pada 24 Februari 2013).