

Sistem Pakar Fuzzy untuk Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Metode Mandani

Rifkie Primartha¹, dan Nurul Fathiyah²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika Universitas Sriwijaya

^{1,2}Jln. Raya Palembang Prabumulih, Km.32 Inderalaya, Ogan Ilir, Indonesia, 30662

E-mail: ¹rifkie77@gmail.com, dan ²nurulfathiyah8@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. Terdapat 3 tahap utama dalam pengembangan perangkat lunak ini, yaitu: fuzzifikasi, inferensi, dan defuzzifikasi. Inferensi dengan metode Mamdani menggunakan 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 diagnosis kanker payudara dengan tingkat sensitivity mencapai 84% dan tingkat specificity mencapai 91%.

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 was developed a fuzzy expert system for diagnosis of breast cancer using Mamdani method. There were 3 main stages in the development of this software, namely: fuzzification, inference, and defuzzification. Inference with Mamdani method used conjunction and disjunction operators. 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 could produce diagnoses of breast cancer with 84% sensitivity and 91% specificity.

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 [1] dan Neuro-

Fuzzy Classification [2]. 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 [2].

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 [3]. 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*.

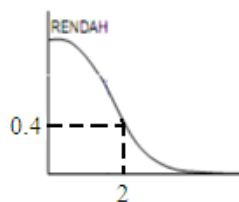
Berdasarkan uraian di atas, dapat diketahui bahwa metode *fuzzy* merupakan salah satu metode yang telah banyak digunakan dalam pembangunan perangkat lunak untuk diagnosis suatu penyakit. Selain itu, kebutuhan perangkat lunak untuk diagnosis kanker payudara masih sangat diperlukan. Pada penelitian ini, 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 diagnosis yang tepat untuk penyakit kanker payudara.

2. Metode Mamdani

Menurut [4] untuk mendapatkan *output* diperlukan 4 tahapan, yaitu:

2.1 Pembentukan himpunan *fuzzy*

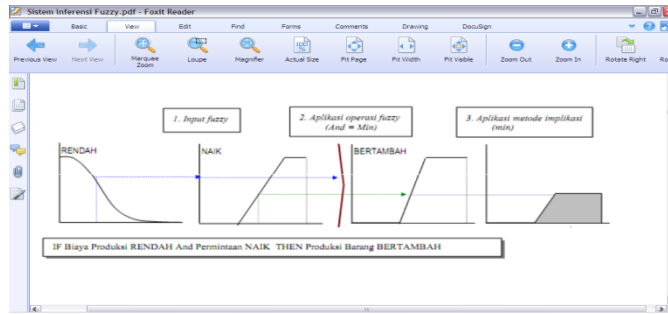
Pada metode Mamdani baik variabel *input* maupun variabel *output* dibagi menjadi 1 atau lebih himpunan *fuzzy*. Gambar 1 menggambarkan pembentukan himpunan *fuzzy*.



Gambar 1: Pembentukan Himpunan *Fuzzy* [5]

2.2 Aplikasi fungsi implikasi

Pada metode Mamdani, fungsi implikasi yang digunakan adalah minimum. Contoh proses aplikasi fungsi implikasi dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2: Aplikasi Fungsi Implikasi Minimum [5]

2.3 Komposisi aturan

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam melakukan komposisi aturan, yaitu metode *max* (*maximum*), *additive*, dan probabilistik OR [5].

a. Metode Max (*Maximum*)

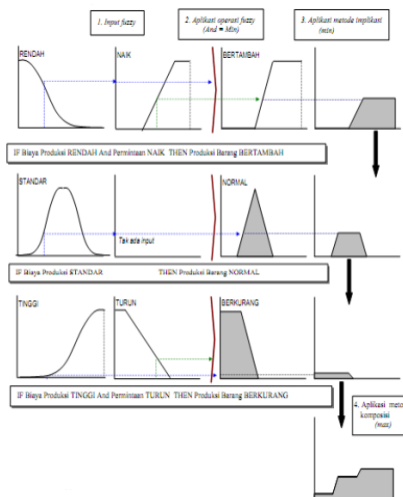
Pada metode *max*, solusi himpunan *fuzzy* diperoleh dengan cara mengambil nilai maksimum aturan. Secara umum dapat dituliskan:

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

dengan:

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

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



Gambar 3: Komposisi Aturan Maximum [5]

b. Metode Additive (Sum)

Pada metode *additive*, solusi himpunan *fuzzy* diperoleh dengan cara melakukan *bounded-sum* terhadap semua output daerah *fuzzy*. Secara umum dituliskan:

$$\mu_{sf} [x_i] = \min(1, \mu_{sf} [x_i] + \mu_k [x_i]) \quad (2)$$

dengan:

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

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

c. Metode Probabilistik OR

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

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

dengan:

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

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

2.4 Penegasan (*defuzzification*)

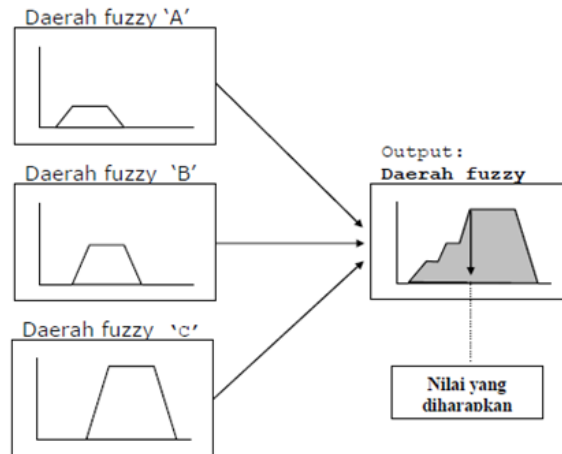
Penegasan (*defuzzification*) adalah proses mengolah suatu himpunan *fuzzy* yang diperoleh dari komposisi aturan-aturan *fuzzy* untuk menghasilkan *output* berupa suatu bilangan pada domain himpunan *fuzzy* tersebut [5]. Menurut [5], terdapat beberapa metode untuk yang dapat digunakan pada *defuzzify*, 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 4: Defuzzify Centroid [5]

b. Metode Bisektor

Pada metode bisektor, nilai pada domain yang memiliki nilai keanggotaan separuh 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 dan Keluaran

3.1 Analisis Data Masukan

Data masukan 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 1.

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 2.

Variabel linguistik Margin memiliki 5 nilai linguistik, yaitu VS (*Very Small*), S (*Small*), M (*Medium*), L (*Large*), dan VL (*Very Large*) dengan interval nilai linguistik dari variabel Margin diperlihatkan pada Tabel 3.

Tabel 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	$3.62 \leq a \leq 6.0$

Tabel 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	$3.2 \leq b \leq 4.0$

Tabel 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 Analisis Data Keluaran

Hasil keluaran adalah jenis Tumor, yaitu Tumor Jinak dan Ganas. Masing-masing nilai linguistik memiliki interval yang berbeda seperti diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4: Interval nilai linguistik variabel Tumor

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

3.3 Proses Fuzzifikasi

Fuzzifikasi merupakan proses awal dalam perhitungan. Pada proses ini, masing-masing variabel masukkan dicocokkan nilai linguistiknya, kemudian dihitung nilai

derajat keanggotaannya berdasarkan fungsi keanggotaan masing-masing variabel. Pada tahap fuzzifikasi, diperoleh nilai linguistik dan derajat keanggotaan dari setiap variabel.

3.4 Proses Inferensi

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

3.5 Analisis Proses Defuzzifikasi

Pada proses defuzzifikasi digunakan metode Centroid untuk mendapatkan nilai keluaran *crisp*. Pada metode ini, solusi *crisp* diperoleh dengan cara menentukan titik pusat daerah *fuzzy* [6]. Jumlah titik yang digunakan dalam perhitungan menentukan ketelitian dari nilai level Tumor. Penentuan nilai *crisp* dengan metode Centroid harus ditentukan sekumpulan sampel titik yang digunakan untuk menemukan titik pusat gravitasi. Semakin banyak jumlah titik yang digunakan, semakin teliti hasil perhitungannya [6].

3.6 Proses Diagnosis

Setelah didapat hasil defuzzifikasi, nilai tersebut diklasifikasi untuk mendapatkan diagnosis Kanker Payudara dengan ketentuan seperti pada Tabel 5.

Tabel 5: Interval Nilai * untuk Diagnosis Kanker Payudara

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

Merujuk pada Tabel 5, maka pada kasus di atas, menghasilkan diagnosis Positif Kanker Payudara.

4. Hasil Pengujian

Setelah dilakukan beberapa kali proses diagnosis dengan 57 data uji berupa data set mammografik yang diperoleh dari *UCI Machine Learning Repository* diperoleh hasil seperti pada Tabel 6.

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh diagnosis Kanker Payudara dengan tingkat *sensitivity* mencapai 84% dan tingkat *specificity* mencapai 91% seperti diperlihatkan Persamaan (6) dan (7).

Tabel 6: Hasil Diagnosis Data Mammografik

No.	Diagnosis	Jumlah
1.	True positive (TP)	21
2.	True negative (TN)	29
3.	False positive (FP)	3
4.	False negative (FN)	4
	Jumlah data	57

- $Specificity = TN / (TN+FP) = 29/32 = 91\%$. (6)

- $Sensitivity = TP / (TP+FN) = 21/25 = 84\%$. (7)

5. Kesimpulan

Penelitian ini disimpulkan sebagai berikut:

- 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 menunjukkan bahwa BI-RADS sangat mempengaruhi diagnosis Kanker Payudara. Apabila nilai BI-RADS sebesar 0-4, maka sistem mengeluarkan diagnosis berupa negatif Kanker Payudara, sedangkan jika nilai BI-RADS sebesar 5-6, maka sistem mengeluarkan diagnosis berupa positif Kanker Payudara.

Referensi

- [1] H. Seker, M. O. Odetayo, D. Petrovic, & R. N. G. Naguib, "A Fuzzy Logic Based Method for Prognostic Decision Making in Breast and Prostate Cancer", *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine* 7 (2), pp. 114-122, 2003.
- [2] A. Keleş, A. Keleş, & U. Yavuz, "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), pp. 5719-5726, 2011.
- [3] L. W. Santoso, R. Intan, & F. Sugianto, "Implementasi Fuzzy Expert System untuk Analisa Penyakit Dalam pada Manusia", dalam *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2008 (SNATI 2008)*, Yogyakarta, 2008.
- [4] M. Djunaidi, E. Setiawan, & F. W. Andista, "Penentuan Jumlah Produksi Dengan Aplikasi Metode Fuzzy-Mamdani", *Jurnal Ilmiah Teknik Industri* 4, hal. 95-104, 2005.
- [5] S. Kusumadewi, & H. Purnomo, "Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan", Edisi II, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [6] Suyanto, "Soft Computing: Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi", Bandung: Informatika, 2008.