

Metode Skoring dan Metode *Fuzzy* dalam Penentuan Zona Resiko Malaria di Pulau Flores

Dony M Sihotang¹

Abstract— The purpose of this study is to compare the results of malaria risk zone mapping using scoring method and fuzzy method against the actual data (API 2014). Variables used in determining malaria risk area are temperature, density of vegetation and land cover. Satellite image manipulation is performed using remote sensing technology. As a result, the average of every pixel in the district area for temperature, density of vegetation, and land cover is obtained. The result is then processed using the scoring model and fuzzy model. Accuracy tests have been conducted for 91 districts where the fuzzy model has an accuracy rate of 61.54% while the scoring model produce an accuracy of 18.68%. The test result shows that the fuzzy model tends to produce a higher grade than the actual grade. Fuzzy model produces class “High” but actually “Low” (17.85%), fuzzy model produces class “Medium” but actually “Low” (2.20%), or fuzzy models produces class “High” but actually “Medium” (14.29%). This could be caused by a form of intervention for mosquito nest eradication conducted in some districts, that is quite effective. Besides, some districts are not participating actively in detecting the number of malaria cases, hence, the actual data provided by Puskesmas tends to be lower.

Intisari— Makalah ini membandingkan hasil pemetaan daerah resiko malaria oleh metode skoring dan metode *fuzzy* terhadap data aktual (API 2014). Variabel yang digunakan dalam menentukan daerah resiko malaria adalah suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan. Dari hasil pengolahan citra satelit dengan teknologi penginderaan jauh diperoleh rata-rata setiap piksel dalam satu area kecamatan untuk suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan yang kemudian diolah dengan model skoring dan model *fuzzy*. Telah dilakukan uji akurasi untuk 100 kecamatan. Hasilnya menunjukkan bahwa model *fuzzy* memiliki tingkat akurasi 61,54%, sedangkan model skoring menghasilkan akurasi sebesar 18,68%. Dari hasil pengujian terlihat bahwa model *fuzzy* cenderung menghasilkan kelas yang lebih tinggi dibandingkan kelas pada data aktualnya, misalnya model *fuzzy* menghasilkan kelas “Tinggi” namun aktualnya “Rendah” (17,58%), model *fuzzy* menghasilkan kelas “Sedang” tapi aktualnya “Rendah” (2,20%), ataupun model *fuzzy* menghasilkan kelas “Tinggi” tapi aktualnya “Sedang” (14,29%). Hal ini bisa disebabkan oleh bentuk intervensi untuk pemberantasan sarang nyamuk (PSN) yang dilakukan di beberapa kabupaten sudah cukup efektif seperti kelambunisasi dan penyemprotan. Selain itu untuk beberapa kabupaten juga masih pasif dalam mendeteksi jumlah kasus malaria sehingga data aktual yang disediakan puskesmas cenderung rendah.

Kata Kunci— Skoring, *fuzzy*, malaria, Flores.

I. PENDAHULUAN

Di Indonesia, penyakit malaria tersebar di seluruh pulau dengan derajat endemisitas yang bervariasi. Berdasarkan Profil Kesehatan Indonesia Kementerian Kesehatan RI tahun 2014, dari 34 provinsi di Indonesia terdapat tiga provinsi dengan insiden dan prevalensi malaria tertinggi yaitu Papua, Papua Barat, dan Nusa Tenggara Timur (NTT) [1]. Kasus *Annual Parasite Incidence* (API) di NTT sudah mengalami penurunan dari tahun 2010-2014. Jumlah kasus malaria positif pada tahun 2010 sebesar 142.965 dengan API 31,10%, tahun 2011 sebesar 104.985 dengan API 22,09%, tahun 2012 sebesar 93.645 dengan API 19,41%, tahun 2013 sebesar 81.236 dengan API 16,37%, dan di tahun 2014 sebesar 64.953 dengan API 12,81% [2].

Meskipun sudah memiliki *trend* yang baik di tahun 2010-2014, namun data menunjukkan rasio penderita penyakit malaria di NTT mencapai 13/1000 [1]. Artinya dalam 1000 orang terdapat 13 penderita malaria. Rasio tersebut masih jauh di atas rasio standar nasional yang hanya 5/1000.

Parameter yang paling sering digunakan dalam melakukan pemetaan daerah resiko malaria adalah parameter lingkungan, di antaranya suhu dan kerapatan vegetasi. Suhu merupakan salah satu faktor lingkungan yang dapat mendukung habitat nyamuk *Anopheles* [3]. Suhu optimum untuk perkembangan parasit malaria adalah 25°C sampai 30°C [4]. Pada suhu di bawah 20°C, *Plasmodium Falciparum*, yang menyebabkan malaria berat, tidak bisa menyelesaikan siklus hidupnya dalam nyamuk *Anopheles*, sehingga tidak bisa ditularkan. Di sisi lain, peningkatan suhu di atas 30°C memiliki dampak negatif terhadap kelangsungan hidup nyamuk [5], [6]. Pada nyamuk dewasa, peningkatan suhu dapat mempercepat pencernaan makanan darah yang diambil oleh nyamuk, yang mengarah ke peningkatan frekuensi menggigit pada manusia dan penularan malaria [7].

Selain suhu, kerapatan vegetasi juga berperan dalam perkembangbiakan dan habitat nyamuk *Anopheles*. Kerapatan vegetasi dapat diketahui melalui transformasi citra penginderaan jauh, yaitu dengan *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI). NDVI akan memberikan nilai berkisar -1 sampai 1 dengan objek yang diidentifikasi sebagai vegetasi memiliki nilai > 0. Nilai kerapatan vegetasi di wilayah tropis (Indo-China) yang optimal untuk perkembangbiakan dan hunian nyamuk berkisar antara 0,3 sampai 0,4.

Penelitian mengenai penentuan daerah resiko malaria sudah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan. Pendekatan yang paling umum digunakan adalah Sistem Informasi Geografi (SIG). Pendekatan ini menggunakan analisis tumpang susun (*overlay*) parameter lingkungan untuk memperoleh daerah resiko kasus malaria. Pendekatan SIG

¹Dosen, Jurusan Ilmu Komputer Universitas Nusa Cendana, Jl. Adisucipto Penfui Undana Kupang, INDONESIA; KODE POS 104 (telp: 0380-881597; fax: 0380-881597; e-mail: dmsihotang99@gmail.com)

digunakan untuk memetakan tingkat resiko malaria berdasarkan parameter suhu, curah hujan, ketinggian, lereng, dan penggunaan lahan, dengan data parameter diperoleh dari pengolahan Citra Landsat 8 tahun 2013 [8].

Pemanfaatan teknologi penginderaan jauh juga sering digunakan untuk mendapatkan parameter-parameter spasial dalam memperoleh peta resiko malaria. Pemanfaatan teknologi penginderaan jauh digunakan untuk menganalisis parameter-parameter spasial habitat nyamuk anopheles seperti suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan [9]. Data parameter spasial tersebut diperoleh dari hasil olah citra Landsat 8 liputan Pulau Flores dengan rekaman tanggal 14 September 2014. Hasil uji akurasi dengan data lapangan sebanyak 37 titik sampel menunjukkan bahwa peta parameter suhu memiliki akurasi sebesar 85%, peta parameter kerapatan vegetasi memiliki akurasi sebesar 61%, dan peta parameter penutup lahan memiliki akurasi sebesar 89%.

Saat ini SIG sudah dimanfaatkan secara luas dalam berbagai bidang termasuk dalam bidang kesehatan [10]. SIG mampu memberikan pemetaan tingkat resiko malaria. Metode konvensional yang sering digunakan dalam SIG adalah metode skoring. Ada satu kekurangan dalam metode skoring yaitu hasil yang diberikan seringkali memberikan ketidakpastian (*uncertainty*), yang disebabkan oleh adanya ketidaksempurnaan dalam pengambilan data, cara pengolahan dan interpretasi data, atau dalam pembuatan model. Jika ketidakpastian semakin besar, maka informasi yang dihasilkan semakin menjauh dari keadaan sebenarnya atau tidak realistis. Salah satu cara untuk mengurangi masalah ketidakpastian tersebut adalah digunakannya metode *fuzzy* sebagai pengganti metode skoring yang selama ini digunakan dalam membangun SIG [11].

Tujuan ditulisnya makalah ini adalah untuk membandingkan hasil pemetaan tingkat resiko malaria dengan model skoring (SIG konvensional) dan model *fuzzy* terhadap data aktual API untuk kecamatan di Pulau Flores, NTT berdasarkan parameter suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan.

II. MODEL SKORING DAN MODEL FUZZY

A. Model Skoring

Model (sistem) skoring atau *Weighted Linear Combination* (WLC) digunakan untuk merepresentasikan tingkat kedekatan, keterkaitan, atau beratnya dampak tertentu pada suatu fenomena secara spasial [12]. Setiap parameter masukan akan diberikan skor dan kemudian akan dijumlahkan untuk memperoleh tingkat keterkaitan. Hasil akhir dari sistem skoring adalah mengklasifikasikan tingkat keterkaitan parameter keluaran. Klasifikasi didasarkan pada nilai total skor dari setiap parameter masukan. Rentang klasifikasi parameter keluaran ditentukan berdasarkan rentang nilai terendah (x_{min}) hingga tertinggi (x_{max}) dibagi dengan jumlah kelas yang diinginkan.

$$X_{min} = \sum_{i=1}^n x_{min_i} \tag{1}$$

$$X_{max} = \sum_{i=1}^n x_{max_i} \tag{2}$$

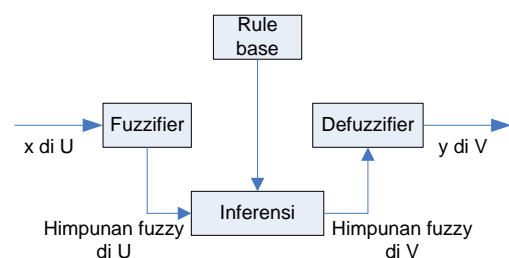
dengan x_{min} =skor terendah, x_{max} =skor tertinggi, x_{min_i} =skor terendah parameter masukan ke- i , x_{max_i} =skor tertinggi parameter masukan ke- i , dan n = jumlah parameter masukan.

Jika jumlah kelas parameter keluaran yang diinginkan adalah m , maka rentang skor antar kelasnya adalah:

$$\text{Rentang skor} = (x_{max} - x_{min})/m \tag{3}$$

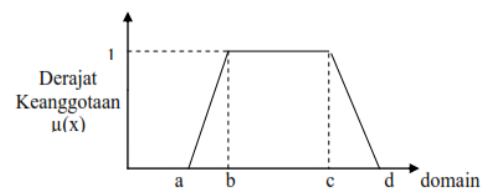
B. Model Fuzzy

Sistem (model) *fuzzy* adalah sistem yang berdasarkan aturan atau pengetahuan [13]. Terdapat beberapa komponen pembentuk sistem *fuzzy*. Yang pertama adalah *fuzzifier*, yaitu komponen untuk melakukan proses fuzzifikasi. Yang kedua, *rule base*, yaitu komponen yang memuat aturan/*rule*, dan terakhir *defuzzifier*, yaitu komponen untuk melakukan defuzzifikasi. Gbr. 1 menunjukkan komponen dalam model *fuzzy*.



Gbr. 1 Model *fuzzy*.

Proses fuzzifikasi yaitu proses mengubah bilangan tegas menjadi bilangan dengan menggunakan fungsi keanggotaan. Fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam derajat keanggotaannya (μ), yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Terdapat dua bentuk kurva yang umum digunakan, yaitu kurva segita dan trapesium. Dalam makalah ini digunakan model kurva trapesium, seperti ditunjukkan pada Gbr. 2.



Gbr. 2 Kurva trapesium.

Untuk menentukan nilai derajat dapat digunakan persamaan seperti dalam (3).

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c); & c \leq x \leq d \end{cases} \tag{3}$$

Dalam model *fuzzy* terdapat pula *rule* yang dibangun berdasarkan pengetahuan pakar. Nilai derajat keanggotaan dari proses fuzzifikasi akan dimasukkan ke dalam *rule* dan akan dilakukan proses inferensi. Pada proses inferensi, nilai

derejat keanggotaan untuk setiap parameter akan dikenakan pada semua *rule* yang ada. Pada proses ini digunakan fungsi Min-Max dengan menggunakan (4) dan (5).

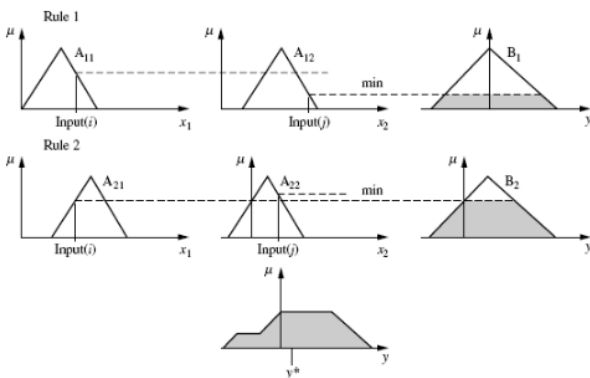
$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (4)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (5)$$

Terdapat beberapa metode inferensi dalam sebuah model *fuzzy*, seperti Model Mamdani, Model Sugeno, dan Model Tsukamoto. Model Mamdani sangat baik dalam mencerminkan keadaan sesuai dengan kenyataan kehidupan sebenarnya [14], dan juga merupakan model yang umum digunakan dalam sistem *fuzzy* [15]. Berdasarkan model inferensi Mamdani, agregasi keluaran untuk *r* rules dapat ditentukan menggunakan (6).

$$\mu_{\tilde{B}^k}(y) = \max_k [\min[\mu_{\tilde{A}_1^k}(\text{input } i), \mu_{\tilde{A}_2^k}(\text{input } j)]] \quad (6)$$

dengan $k = 1, 2, 3, \dots, r$, dan \tilde{A}_1^k dan \tilde{A}_2^k adalah himpunan yang merepresentasikan *antecedent* ke-*k*, dan \tilde{B}^k adalah himpunan *fuzzy* yang merepresentasikan *consequent* ke-*k*. Gbr. 3 menunjukkan ilustrasi secara grafis dari (6).



Gbr. 3 Inferensi Mamdani.

Keluaran dari proses inferensi sebuah sistem *fuzzy* adalah suatu himpunan *fuzzy*. Karena sistem tersebut hanya dapat mengeksekusi nilai yang tegas (*crisp*), maka diperlukan suatu mekanisme untuk mengubah nilai *fuzzy* keluaran tersebut menjadi nilai yang tegas yang dikenal dengan proses defuzzifikasi. Terdapat banyak metode defuzzifikasi yang dapat digunakan, namun metode *Center of Average* (CoA) adalah fungsi defuzzifikasi yang paling banyak dipakai dalam sistem *fuzzy* [16]. Fungsi CoA dapat dituliskan seperti pada (7).

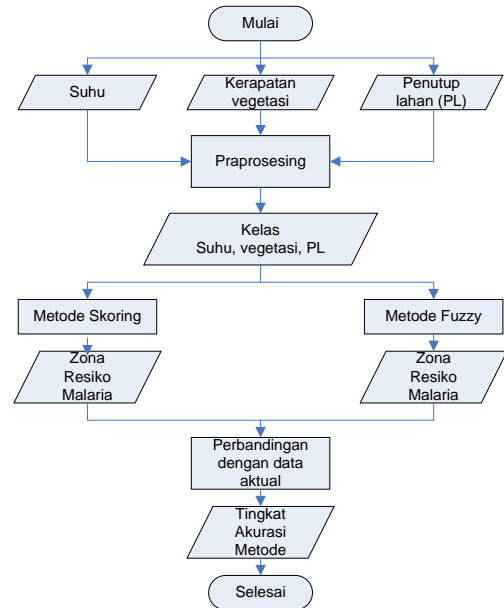
$$i(\tilde{A}) = \frac{\sum_{i=1} b_i x_i}{\sum_{i=1} b_i} \quad (7)$$

dengan x_i adalah pusat dari himpunan *fuzzy* \tilde{A}_i dan b_i adalah tinggi (\tilde{A}_i).

III. METODOLOGI

Telah dilakukan beberapa tahapan atau langkah kerja dalam mempersiapkan makalah ini seperti persiapan data, pra-prosesing, serta implementasi model skoring dan model

fuzzy. Secara umum, tahapan-tahapan tersebut dapat dilihat pada Gbr. 4.



Gbr. 4 Metodologi.

A. Dataset

Data yang digunakan dalam makalah ini adalah data spasial parameter suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan. Selain itu, disiapkan pula data sekunder yaitu data API di wilayah Pulau Flores untuk tahun 2014. Data tersebut diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi NTT.

B. Pra-prosesing

Pra-prosesing yang dilakukan adalah proses *clustering* yang dilakukan terhadap sebaran nilai suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan. Selain itu, dilakukan pula pra-prosesing dengan melakukan proses digitasi terhadap 100 kecamatan yang tersebar di Pulau Flores-NTT.

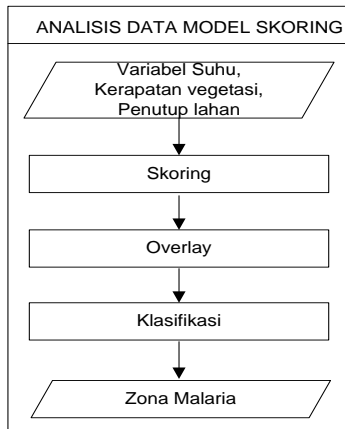
Proses *clustering* suhu dilakukan berdasarkan hasil penelitian yang menyebutkan bahwa suhu optimum untuk perkembangan parasit malaria adalah antara 25°C hingga 30°C [4]. Proses *clustering* kerapatan vegetasi dilakukan berdasarkan hasil penelitian yang menyebutkan bahwa nilai kerapatan vegetasi di wilayah tropis (Indo-China) yang optimal untuk perkembangbiakan dan hunian nyamuk berkisar 0,3 hingga 0,4 [3]. Sedangkan untuk proses *clustering* penutup lahan dilakukan interpretasi.

Proses digitasi terhadap 100 kecamatan yang tersebar di Pulau Flores, NTT dilakukan untuk menghasilkan data spasial kecamatan beserta atribut nilai suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan. Dalam makalah ini diambil nilai rerata dari setiap piksel yang ada dalam satu area (poligon) kecamatan.

C. Model Skoring

Untuk mendapatkan gambaran perbandingan hasil penelitian penentuan zona malaria, terlebih dahulu dilakukan analisis data dengan menggunakan metode skoring dengan prosedur kerja seperti pada Gbr. 5. Model skoring dimulai

dengan memberi skor pada setiap variabel. Setiap skor tersebut merepresentasikan tingkat pengaruh variabel terhadap zona malaria. Gbr. 5 menunjukkan tahapan analisis dalam model skoring.

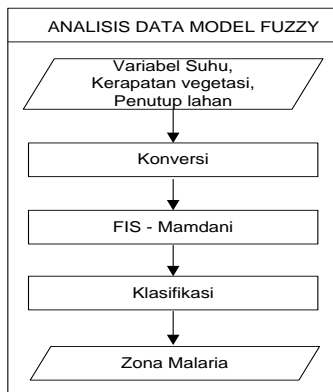


Gbr. 5 Tahapan analisis model skoring.

Setelah setiap variabel diberi skor, proses selanjutnya adalah melakukan proses *overlay*. Proses *overlay* disini adalah melakukan penjumlahan skor dari setiap variabel pada sebuah *record*, dalam hal ini adalah kecamatan. Hasil total skor tersebut akan dibagi dalam jumlah yang dikenal dengan proses klasifikasi. Hasil akhir dari model skoring adalah kelas zona resiko malaria yaitu rendah, sedang, dan tinggi.

D. Model Fuzzy

Tahapan analisis zona resiko malaria dengan model *fuzzy*, seperti ditunjukkan pada Gbr. 6, berbeda dengan model skoring sebagaimana dijelaskan sebelumnya.



Gbr. 6 Tahapan analisis model fuzzy.

Nilai variabel suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan harus dikonversi kedalam angka *fuzzy*. Angka *fuzzy* diperlukan sebagai masukan pada proses *Fuzzy Inference System (FIZ)*. Proses FIZ sendiri dilakukan sesuai dengan tahapan yang ada pada Gbr. 1. Akhir dari model *fuzzy* adalah klasifikasi zona resiko malaria dalam kelas rendah, sedang, dan tinggi.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sesuai dengan metodologi seperti pada Gbr. 4, terdapat empat proses utama yang dilakukan, yaitu *praprosesing*,

model skoring, model *fuzzy*, dan uji akurasi, dengan setiap proses memiliki hasilnya masing-masing.

A. Hasil Praprosesing

Praprosesing yang dilakukan adalah melakukan proses *clustering* untuk variabel suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan. Tabel I menunjukkan hasil *clustering* untuk variabel-variabel tersebut.

TABEL I
HASIL CLUSTERING

Variabel	Kelas	Interval	Jlh Kec
Suhu(x)	Rapat	$0 \leq x < 25$	6
	Sedang	$25 \leq x < 30$	73
	Renggang	$30 \leq x < 100$	21
Kerapatan vegetasi (y)	Renggang	$0 \leq y < 25$	1
	Sedang	$25 \leq y < 55$	66
	Rapat	$55 \leq y < 100$	33
Penutup lahan(z)	Rendah	$0 \leq z < 25$	0
	Sedang	$25 \leq z < 45$	0
	Tinggi	$45 \leq z \leq 100$	100

Hasil *clustering* tersebut digunakan dalam model skoring dan menjadi dasar untuk pembangunan fungsi keanggotaan dalam model *fuzzy*.

B. Hasil Model Skoring

Model skoring dimulai dengan memberi skor pada tiap kelas variabel, seperti pada Tabel II.

TABEL II
HASIL SKORING

Variabel	Interval	Skor
Suhu(x)	$0 \leq x < 25$	30
	$25 \leq x < 30$	50
	$30 \leq x < 100$	70
Kerapatan vegetasi (y)	$0 \leq y < 25$	30
	$25 \leq y < 55$	50
	$55 \leq y < 100$	70
Penutup lahan (z)	$0 \leq z < 25$	30
	$25 \leq z < 45$	50
	$45 \leq z \leq 100$	70

Setelah diberikan skor, proses selanjutnya adalah melakukan perhitungan total skor dan klasifikasi. Tabel III menunjukkan total skor dari kecamatan Maurole, Doreng, dan Satarmese.

TABEL III
TOTAL SKOR

Kecamatan	Suhu	Vegetasi	PL	Skor Suhu	Skor Vegetasi	Skor PL	Total skor
Maurole	26,87	53,86	72	50	50	70	170
Doreng	24,26	57,47	74	30	70	70	170
Satarmese	26,02	62,07	74	50	70	70	190

Dengan menggunakan (1) sampai (3), diperoleh kelas tingkat resiko malaria dari ketiga kecamatan tersebut, seperti ditunjukkan pada Tabel IV.

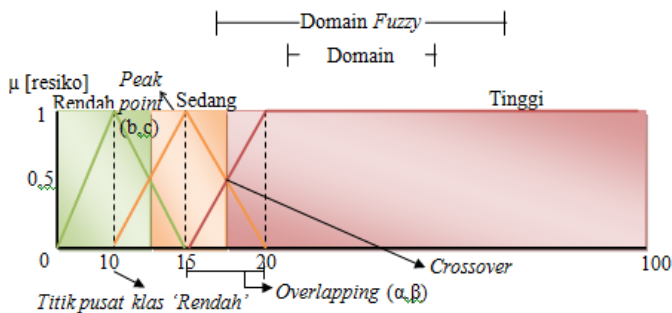
TABEL IV
HASIL KLASIFIKASI

Kecamatan	Total Skor	Kelas Tingkat Resiko
Maurole	170	Sedang
Doreng	170	Sedang
Satarmese	190	Tinggi

Dari Tabel IV terlihat bahwa Kec.Maurole, Kec.Doreng, dan Kec. Satarmese berturut-turut masuk dalam kelas tingkat resiko malaria “Sedang”, “Sedang”, dan “Tinggi”.

C. Hasil Model Fuzzy

Model *fuzzy* dimulai dengan membangun fungsi keanggotaan untuk proses fuzzifikasi. Model fungsi keanggotaan variabel *output* tingkat resiko malaria yang dibangun dapat dilihat pada Gbr. 7.



Gbr. 7 Fungsi keanggotaan tingkat resiko malaria.

Berdasarkan hasil *clustering*, secara lengkap telah dibangun pula fungsi keanggotaan untuk variabel *input* (1) suhu, (2) kerapatan vegetasi, dan (3) penutup lahan, serta variabel *output* (4) tingkat resiko malaria seperti pada Tabel V.

TABEL V
HIMPUNAN, BATAS BAWAH (BB), PEAK POINT, BATAS ATAS (BA), OVERLAPPING, DAN DOMAIN TIAP VARIABEL

Var	Himp	BB		Peak Point			Overlap		Domain
		A	B	C	D	α	B		
(1)	Rendah	0	0	23	25	0	2	[10 25]	
	Sedang	23	25	30	33	2	3	[23 33]	
	Tinggi	30	33	100	100	3	0	[30 100]	
(2)	Renggang	0	0	20	40	0	20	[0 40]	
	Sedang	20	40	40	60	20	20	[20 60]	
	Rapat	40	60	100	100	20	0	[40 100]	
(3)	Rendah	0	0	20	30	0	10	[0 30]	
	Sedang	20	35	35	50	15	15	[20 50]	
	Tinggi	40	50	100	100	10	0	[40 100]	
(4)	Rendah	0	0	10	15	0	5	[0 15]	
	Sedang	10	15	15	20	5	5	[10 20]	
	Tinggi	15	20	100	100	5	0	[15 100]	

Selain membangun fungsi keanggotaan, dalam model *fuzzy* juga terdapat komponen *rule*. Dalam makalah ini terdapat 27 *rule* yang dibangun berdasarkan pengetahuan pakar epidemiologi. Beberapa *rule* dapat ditampilkan sebagai berikut:
[R1] Jika Suhu adalah Rendah dan Kerapatan Vegetasi adalah Renggang dan PL adalah Rendah, maka Kerawanan adalah Rendah.

[R2] Jika Suhu adalah Rendah dan Kerapatan Vegetasi adalah Renggang dan PL adalah Sedang, maka Kerawanan adalah Rendah.

...
[R27] Jika Suhu adalah Tinggi dan Kerapatan Vegetasi adalah Rapat dan PL adalah Tinggi, maka Kerawanan adalah Tinggi.

Setelah terbentuk fungsi keanggotaan dan *rule*, maka proses selanjutnya adalah proses fuzzifikasi untuk menentukan nilai derajat keanggotaan. Telah dilakukan perhitungan manual terhadap Kec. Maurole yang memiliki nilai suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan seperti pada Tabel III, sehingga dapat diperoleh nilai derajat keanggotaan untuk setiap fungsi sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_{Sedang} [Suhu] &= 1,00 \\ \mu_{Sedang} [Vegetasi] &= \frac{60 - 53,86}{60 - 40} = 0,31 \\ \mu_{Rapat} [Vegetasi] &= \frac{53,86 - 40}{60 - 40} = 0,69 \\ \mu_{Tinggi} [PL] &= 1,00 \end{aligned}$$

TABEL VI
HASIL INFERENCE RULE

No Rule	JIKA Suhu adalah	DAN Vegetasi adalah	DAN PL adalah	MAKA Tingkat Resiko adalah
15	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi
18	Sedang	Rapat	Tinggi	Rendah

Dari hasil fuzzifikasi, diketahui bahwa Kec. Maurole memiliki himpunan pada variabel suhu adalah “Sedang”, himpunan pada variabel vegetasi adalah “Sedang” dan “Rapat”, dan himpunan pada variabel PL adalah “Tinggi”. Hasil inferensi *rule* dapat dilihat pada Tabel VI.

Nilai derajat keanggotaan (μ) tersebut dimasukkan ke dalam setiap *rule*, sehingga dengan menggunakan metode inferensi Mamdani dapat dihitung μ dari variabel *output* (*consequent*) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \mu_{Rendah} (tingkat_resiko) &= \max[\min[\mu_{sedang} (suhu), \mu_{rapat} (vegetasi), \mu_{tinggi} (PL)]] \\ &= \max(\min(1,00, 0,69, 1,00)) \\ &= 0,69 \\ \mu_{Tinggi} (tingkat_resiko) &= \max[\min[\mu_{sedang} (suhu), \mu_{sedang} (vegetasi), \mu_{tinggi} (PL)]] \\ &= \max(\min(1,00, 0,31, 1,00)) \\ &= 0,31 \end{aligned}$$

Hasil inferensi Kec. Maurole menunjukkan nilai derajat keanggotaan untuk variabel tingkat resiko malaria himpunan “Rendah”, “Sedang”, dan “Tinggi” berturut-turut adalah 0,69, 0, 0,31. Kurva “Rendah” terdiri atas kurva Naik dengan domain [0 10] dan kurva Turun dengan domain [10 15], sehingga dapat diperoleh nilai pada sumbu x adalah:

$$\text{untuk kurva naik: } 0,69 = \frac{x-0}{10-0} \rightarrow x = 6,9$$

untuk kurva turun: $0,69 = \frac{15-x}{15-10} \rightarrow x = 11,55$.

Sedangkan kurva “Tinggi” terdiri atas kurva Naik dengan domain [15 20] dan kurva Turun dengan domain [20 100]. Dapat diperoleh nilai pada sumbu x yaitu:

Untuk kurva naik: $0,31 = \frac{x-15}{20-15} \rightarrow x = 16,55$

Untuk kurva turun: $0,31 = \frac{100-x}{100-20} \rightarrow x = 75,2$

Diperoleh nilai tengah dari kurva “Rendah” dan “Tinggi” berturut-turut adalah 9,225, dan 45,875, maka nilai *crisp* atau indeks dari tingkat kerawanan malaria sesuai (5) adalah:

$$Defuzzifikasi = \frac{(0,69)(9,225) + (0,31)(45,875)}{0,69 + 0,31} = 20,59$$

D. Hasil Uji Akurasi

Hasil dari model skoring dan model *fuzzy* terhadap tingkat resiko malaria perlu diuji tingkat akurasinya terhadap data aktual. Data aktual yang digunakan adalah data API tahun 2014 untuk puskesmas-puskesmas di Pulau Flores. Data aktual tersebut adalah data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi NTT. Dari 100 kecamatan pada data spasial, diperoleh total 91 kecamatan yang sesuai dengan data aktual yang digunakan.

Hasil uji akurasi model skoring terhadap data aktual dapat dilihat pada Tabel VII.

TABEL VII
HASIL UJI AKURASI MODEL SKORING

		AKTUAL		
		Rendah	Sedang	Tinggi
MODEL SKORING	Rendah	0	0	0
	Sedang	9	7	31
	Tinggi	23	11	10

Dari *confusion matrix* (Tabel VII) terlihat bahwa model skoring menghasilkan 0 kecamatan yang sama dengan aktual (sebenarnya) masuk dalam tingkat resiko rendah, 7 kecamatan yang sama dengan aktual masuk dalam tingkat resiko sedang, dan 10 kecamatan yang sama dengan aktual masuk dalam tingkat resiko tinggi, sehingga dapat dihitung tingkat akurasi dari model skoring adalah:

$$Akurasi Model Skoring = \frac{0 + 7 + 10}{91} \times 100\% = 18,68\%$$

Tabel VII juga menunjukkan komposisi akurasi yaitu untuk kelas “Rendah” model skoring menghasilkan akurasi sebesar 0%, untuk kelas “Sedang” menghasilkan akurasi sebesar 7,69%, dan untuk kelas “Tinggi” menghasilkan akurasi sebesar 10,99%.

Saat model skoring menghasilkan sembilan kecamatan pada kelas “Sedang”, pada data aktual kecamatan yang sama masuk pada kelas “Rendah” dengan tingkat *error* sebesar 9,89%. Saat model skoring menghasilkan 31 kecamatan pada kelas “Sedang”, pada data aktual kecamatan yang sama masuk pada kelas “Tinggi” dengan tingkat *error* sebesar 34,07%. Dan saat model skoring menghasilkan 23 kecamatan pada kelas “Tinggi”, pada data aktual kecamatan yang sama

tersebut masuk pada kelas “Rendah” dengan tingkat *error* sebesar 25,27%. Saat model skoring menghasilkan sebelas kecamatan pada kelas “Tinggi”, pada data aktual kecamatan yang sama tersebut masuk pada kelas “Sedang” dengan tingkat *error* sebesar 12,09%. Secara keseluruhan tingkat kesalahan dapat dihitung sebagai berikut:

$$Error Model Skoring = \frac{9 + 31 + 23 + 11}{91} \times 100\% = 81,32\%$$

Hasil uji akurasi model *fuzzy* terhadap data aktual dapat dilihat pada Tabel VIII.

TABEL VIII
HASIL UJI AKURASI MODEL FUZZY

		AKTUAL		
		Rendah	Sedang	Tinggi
MODEL FUZZY	Rendah	12	0	0
	Sedang	4	5	2
	Tinggi	16	13	39

Dari *confusion matrix* (Tabel VIII) terlihat bahwa model *fuzzy* menghasilkan 12 kecamatan yang sama dengan data aktual masuk dalam tingkat resiko rendah, lima kecamatan yang sama dengan data aktual masuk dalam tingkat resiko sedang, dan 39 kecamatan yang sama dengan data aktual masuk dalam tingkat resiko tinggi, sehingga dapat dihitung tingkat akurasi dari model *fuzzy* adalah:

$$Akurasi Model Fuzzy = \frac{12 + 5 + 39}{91} \times 100\% = 61,54\%$$

Tabel VIII juga menunjukkan komposisi akurasi, yaitu untuk kelas “Rendah” model *fuzzy* menghasilkan akurasi sebesar 13,19%, untuk kelas “Sedang” menghasilkan akurasi sebesar 5,49%, dan untuk kelas “Tinggi” menghasilkan akurasi sebesar 42,86%.

Saat model *fuzzy* menghasilkan empat kecamatan pada kelas “Sedang”, pada data aktual kecamatan yang sama tersebut masuk pada kelas “Rendah” dengan tingkat *error* sebesar 4,39%. Saat model *fuzzy* menghasilkan dua kecamatan pada kelas “Sedang”, pada data aktual kecamatan yang sama tersebut masuk pada kelas “Tinggi” dengan tingkat *error* sebesar 2,20%. Saat model *fuzzy* menghasilkan 16 kecamatan pada kelas “Tinggi”, pada data aktual kecamatan yang sama tersebut masuk pada kelas “Rendah” dengan tingkat *error* sebesar 17,58%. Saat model *fuzzy* menghasilkan 13 kecamatan pada kelas “Tinggi”, pada data aktual kecamatan yang sama tersebut masuk pada kelas “Sedang” dengan tingkat *error* sebesar 14,29%. Secara keseluruhan tingkat kesalahan dapat dihitung sebagai berikut:

$$Error Model Fuzzy = \frac{4 + 2 + 16 + 13}{91} \times 100\% = 38,46\%$$

V. KESIMPULAN

Dari hasil uji akurasi yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan. Sistem *fuzzy* lebih cocok digunakan

sebagai model dalam analisis pemetaan tingkat resiko malaria berdasarkan variabel suhu, kerapatan vegetasi, dan penutup lahan dengan tingkat akurasi sebesar 61,54% dibandingkan dengan sistem skoring yang hanya memperoleh akurasi sebesar 18,68%. Model *fuzzy* dapat mengatasi masalah ketidakpastian dalam klasifikasi data yang disajikan dalam bentuk diskrit. Dari hasil pengujian terlihat bahwa model *fuzzy* cenderung menghasilkan kelas yang lebih tinggi dibandingkan kelas pada data aktualnya, seperti model *fuzzy* menghasilkan kelas “Tinggi” namun aktualnya “Rendah” (17,58%), model *fuzzy* menghasilkan kelas “Sedang” tapi aktualnya “Rendah” (2,20%), ataupun model *fuzzy* menghasilkan kelas “Tinggi” tapi aktualnya “Sedang” (14,29%). Hal ini bisa disebabkan oleh bentuk intervensi untuk pemberantasan sarang nyamuk yang dilakukan di beberapa kabupaten sudah cukup efektif, seperti kelambunisasi dan penyemprotan. Selain itu, untuk beberapa kabupaten juga masih pasif dalam mendeteksi jumlah kasus malaria sehingga data aktual yang disediakan puskesmas cenderung rendah.

REFERENSI

- [1] Dinkes NTT, “Profil Kesehatan,” Dinas Kesehatan NTT, hal. 66-70, 2014.
- [2] A. Sally, “Laporan Bidang P2MK DINKES NTT,” Dinas Kesehatan NTT, hal. 22, 2014.
- [3] J. Wilder, “Modelling Malaria Transmission Risk Using Satellite-Based Remote Sensing Imagery,” M. Sc. thesis, Northwest Missouri State University, Maryville, Missouri, Nov. 2007.
- [4] M. Simeon, “Geographic Information System and Remote Sensing Based Malaria Risk Mapping Using Environmental Factors,” M.A. thesis, Addis Ababa University, Ethiopia, June. 2014.
- [5] Santanu Dutta, *Malaria Epidemiology on Jalpaiguri District Applying Remote Sensing & Geographic Information System*, No-16., Center of Remote Sensing Application, North Bengal University, 2006.
- [6] T.A. Abeku, “Malaria Epidemics in Africa: Prediction, Detection and Response,” PhD. thesis, Erasmus University, Rotterdam, Sept. 2006.
- [7] Y.A. Afrene, A.K. Githeko, dan G. Yan, “Malaria Transmission in The African Highlands in a Changing Climate Situation,” Ed. Dr. Stefano Casalegno, Croatia: INTECH, 2011.
- [8] D. Chikodzi, “Spatial Modelling of Malaria Risk Zones Using Environmental, Anthropogenic Variable and Geographical Information System Techniques,” *Journal of Geosciences and Geomatics.*, vol. 1, hal. 8–14, Nov. 2013.
- [9] D. Sihotang, dan D.Punuf, “Analisis Parameter Spasial Habitat Nyamuk Anopheles di Pulau Flores,” *Jurnal MIPA UNDANA.*, vol. 19, hal. 101–111, Sept. 2015.
- [10] M.N. Budiyanto, P.I Santosa, dan S.Sumaryono, “Purwarupa Sistem Peringatan Dini Awan Panas Gunungapi Berbasis Sistem Informasi Geografi,” *JNTETI.*, vol. 1, hal. 24–30, Mei. 2012.
- [11] D. Sihotang, T. Widiastuti, dan T. Kartika, “Route Selection System Based on GIS Using Scoring Method and Fuzzy Method,” *Proc. ISBC*, 2013, hal. 256-259.
- [12] S. Drobne, dan A.Liseic, “Multi-attribute Decision Analysis in GIS: Weighted Linear Combination and Ordered Weighted Averaging,” *Informatica*, 2009, hal.459-474.
- [13] L-X Wang, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, International ed., Prentice-Hall International Inc, 1996.
- [14] S.Adhimantoro, “Mengetahui Tingkat Kematangan Buah Dengan Ultrasonik Menggunakan Logika Fuzzy,” *JNTETI.*, vol. 3, hal. 63–68, Feb. 2014.
- [15] T.J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, 2nd ed., University of New Mexico, USA, John Wiley & Sons, 2004.
- [16] F. Susilo, *Pengantar Himpunan & Logika Kabur serta Aplikasinya*, Universitas Sanata Dharma, 2003.