

## IMPLEMENTASI FUZZY INFERENCE SYSTEM UNTUK PREDIKSI TINGKAT KEMATANGAN DAN BOBOT BUAH PEPAYA

### FUZZY INFERENCE SYSTEM IMPLEMENTATION FOR WEIGHT AND RIPENESS PREDICTION OF PAPAYA

Marlinang Agnes Novita Tambunan<sup>1</sup>, Anggunmeka Luhur Prasasti<sup>2</sup>, Reza Rendian Septiawan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung

marlinangagnestambun@students.telkomuniversity.ac.id<sup>1</sup>, anggunmeka@telkomuniversity.ac.id<sup>2</sup>, zasetiawan@telkomuniversity.ac.id<sup>3</sup>

---

#### Abstrak

Daya simpan buah pepaya relatif singkat dan mudah kehilangan kesegarannya karena tekstur buahnya yang sangat lembut mengharuskan proses panen pepaya dilakukan saat pepaya dalam kondisi mentah. Untuk mendapatkan buah pepaya yang segar dengan kualitas yang layak dikonsumsi tentu menjadi masalah yang mungkin dihadapi oleh konsumen dalam memilih buah yang tepat dalam kondisi matang. Dalam menentukan kematangan buah pepaya, terkadang sulit untuk membedakan buah pepaya yang mentah, setengah matang, dan matang hanya dengan melihat tekstur maupun warna kulitnya, sehingga konsumen masih kesulitan untuk mengetahui tingkat kematangan dari buah pepaya. Tugas akhir ini membahas tentang pengklasifikasian tingkat kematangan dan prediksi bobot buah pepaya berdasarkan tekstur foto buah pepaya. Klasifikasi dan prediksi buah pepaya dilakukan dengan menggunakan citra buah pepaya yang diambil langsung dari pedagang buah dengan jumlah sebanyak 85 sampel buah pepaya. Manfaat klasifikasi dan prediksi buah pepaya adalah untuk mengurangi kegagalan konsumen dalam memilih buah pepaya agar mengetahui tingkat kematangan dan bobot buah berdasarkan tekstur pada buahnya menggunakan metode *Fuzzy Inference System* (FIS). Penggunaan metode FIS diharapkan mampu mengklasifikasikan dan memprediksi bobot buah pepaya yang sesuai dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil yang diperoleh dari tugas akhir ini adalah sistem dapat menghasilkan 2 *output* berupa klasifikasi kematangan dan prediksi bobot. Klasifikasi kematangan diharapkan mampu mendeteksi 3 tingkat kematangan, yaitu mentah, setengah matang, dan matang melalui 90 citra buah pepaya dengan data *training* sebanyak 75 citra dan data *testing* sebanyak 15 citra buah pepaya dengan metode FIS mencapai akurasi 93% dan prediksi bobot menggunakan 83 citra buah pepaya dengan data *training* sebanyak 73 citra dan data *testing* sebanyak 10 citra buah pepaya dengan metode FIS mencapai akurasi 90%.  
Kata kunci: Bobot, Buah Pepaya, Fuzzy Inference System (FIS), Kematangan.

---

#### Abstract

*The shelf life of papaya is relatively low and it is easy to lose its freshness because it has soft texture of the fruit that requires the papaya harvesting process when the papaya is in raw condition. In order to get the fresh papaya with quality that is suitable for consumption, it is certainly the problem of consumers to sort out the proper fruit in ripe condition. In order to define the ripe papaya, it is difficult to distinguish between raw, half-ripe, and ripe papaya just by looking at the texture and color of the skin, so consumers still have difficulty to know the level of ripeness of the papaya. This final project discussed the classification ripeness and weight prediction of papaya based on texture and weights. Papaya's classification and weight prediction was shown using papaya images that were taken from fruit's merchants with total amount of 85 samples. The benefit of classification and prediction of papaya are to reduce consumers difficulty in sorting papaya by using the Fuzzy Inference System (FIS) method. FIS method is expected to be able to classify and predict papaya according to the level of ripeness with persistent accuracy. The results from this final project that can be conducted are the system can generate 2 outputs of ripeness classification and weight prediction. Ripeness classification is expected able detect 3 levels of ripeness: raw, half-ripe, and ripe by using 90 images of papaya with 75 training data and 15 testing data papaya with FIS method that could reach the accuracy of 93% and predict the weight papaya by using 83 images of papaya with 73 training data and 10 testing data papaya with FIS method that could reach accuracy of 90%.*

**Keywords:** Fuzzy Inference System (FIS), Papaya, Ripeness, Weight.

## 1. Pendahuluan

Masyarakat Indonesia gemar mengonsumsi buah-buahan segar salah satunya buah pepaya. Namun, daya simpan buah pepaya relatif singkat dan mudah kehilangan kesegarannya dikarenakan tekstur buahnya yang sangat lembut mengharuskan proses panen pepaya dilakukan saat pepaya dalam kondisi mentah. Untuk mendapatkan buah pepaya yang segar dengan kualitas yang layak dikonsumsi tentu menjadi masalah yang mungkin dihadapi oleh konsumen dalam memilih buah yang tepat dalam kondisi matang untuk dapat dikonsumsi.

Dalam menentukan kematangan buah pepaya, terkadang sulit untuk membedakan buah pepaya yang mentah, setengah matang dan matang hanya dengan melihat tekstur maupun warna kulitnya, sehingga konsumen masih kesulitan untuk mengetahui tingkat kematangan dari buah pepaya. Warna kulit buah pepaya menjadi salah satu parameter dalam menentukan tingkat kematangan buah yang berbeda-beda dan tidak menjamin enak dikonsumsi jika masih mentah atau mengarah ke busuk sehingga konsumen masih kesulitan untuk mengetahui tingkat kematangan dari buah pepaya.

Klasifikasi kematangan buah pepaya menggunakan *Fuzzy Inference System* (FIS) merupakan representasi pengetahuan lanjutan dengan menjelaskan proses pengklasifikasian kematangan buah menjadi 3 yaitu, mentah, setengah matang dan matang melalui tekstur dan prediksi bobot buah pepaya menggunakan citra buah pepaya.

## 2. Landasan Teori

### 2.1. Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah teknik dalam pemrosesan gambar pada beberapa bidang operasi seperti peningkatan citra, pengenalan pola gambar dan lainnya sehingga dapat mengevaluasi informasi kualitas gambar. Pengolahan citra termasuk pengolahan berupa gambar dan keluaran berupa gambar atau sebuah karakteristik/fitur yang terkait dengan sebuah gambar. Citra digital adalah proses gambar 2 dimensi menggunakan komputer [1][2].

#### 2.1.1. Ekstraksi Ciri GLCM

GLCM (*Gray-Level Co-Occurrence Matrix*) adalah metode statistik yang sering digunakan dalam menganalisis tekstur dan menjadi dasar klasifikasi tekstur melalui nilai yang dihitung pada fitur citra. Ekstraksi ciri GLCM dimanfaatkan sebagai proses untuk pengklasifikasian dan interpretasi citra. Proses pengklasifikasian citra berbasis ekstraksi ciri berdasar statistik dikategorikan menjadi 3 berdasarkan orde, yaitu statistik orde satu, statistik orde dua dan statistik orde tiga. Statistik orde satu adalah hubungan ketetanggaan antar 2 piksel dalam citra di berbagai arah orientasi, jarak spasial dan sudut. Terdapat 4 sudut umum yang digunakan dalam GLCM antara lain, 0°, 45°, 90° dan 135°.

Statistik orde kedua adalah hubungan ketetanggaan antar 2 piksel dalam citra yang memerlukan matriks kookurensi untuk citra keabuan yang merepresentasikan citra pada parameter yang digunakan sedangkan orde ketiga hubungan antar tiga atau lebih pixel [3][4]. 4 macam yang digunakan dalam proses ekstraksi adalah [4]:

#### 1. Energy

*Energy* adalah suatu input yang memiliki nilai tertinggi dari setiap piksel citra yang homogen. Untuk mencari nilai *Energy* dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$E_g = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad [2.1]$$

#### 2. IDM

IDM (*Inverse Difference Moment*) sering disebut juga sebagai *Homogeneity*. Sering disebut sebagai homogenitas lokal yang suatu input yang memperlihatkan nilai persamaan piksel pada tiap elemennya. Untuk mencari nilai IDM dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$I = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad [2.2]$$

#### 3. Entropy

*Entropy* adalah suatu input yang menghitung nilai keacakan pada suatu intensitas citra. Untuk mencari nilai *Entropy* dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$E = \sum_i \sum_j - (p(i,j) \log(p(i,j))) \quad [2.3]$$

#### 4. Contrast

*Contrast* adalah suatu input dari variasi ukuran setiap derajat keabuan pada suatu citra. Untuk mencari nilai *contrast* dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$C = \sum_{i,j} (i-j)^2 p(i,j)$$

[2.4]

### 2.1.2. Ekstraksi Luas Objek

Ekstraksi luas objek adalah ekstraksi yang dilakukan pada sebuah citra dengan mengukur luas pada objek tertentu untuk mendapatkan nilai *pixel* objek yang ingin diketahui. Cara mendapatkan nilai ekstraksi luas objek dengan menghitung jumlah piksel pada objek sebuah citra [5].

### 2.1.3. Fuzzy Logic

*Fuzzy logic* merupakan salah satu algoritma *Artificial Intelligence* yang dapat berupa proses perhitungan berlogika boolean, 0 artinya nilai *false* atau 1 artinya nilai *true*. Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi Zadeh. Lotfi Zadeh menjelaskan melalui *fuzzy logic* sebuah sistem dapat mengambil keputusan sendiri layaknya manusia dengan logika boolean, karena itulah logika tidak sama dengan algoritma pemrograman dan mengganti perhitungan [6][7].

## 2.2. Jenis-Jenis Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan adalah kurva yang mengarahkan pemetaan terhadap setiap titik *input* data ke derajat keanggotaan. Pendekatan fungsi menjadi salah satu cara yang biasa digunakan untuk menghasilkan nilai keanggotaan [4]. Berikut merupakan macam-macam fungsi keanggotaan yang dapat digunakan.

### 1. Representasi Linear

Representasi linear adalah pemetaan terhadap *input* ke derajat keanggotaan berupa garis lurus. Representasi linear terbagi menjadi 2, yaitu:

#### a. Representasi Linear Naik

Adanya kenaikan himpunan yang bergerak ke kanan dari nilai domain dengan derajat keanggotaan nol ke derajat yang lebih tinggi.

#### b. Representasi Linear Turun

Adanya penurunan himpunan yang bergerak ke kanan dari nilai domain dengan derajat keanggotaan 1 ke derajat yang lebih rendah.

### 2. Representasi Segitiga

Representasi segitiga adalah gabungan dari 2 garis representasi linear antara representasi linear naik dan representasi linear turun.

### 3. Representasi Trapesium

Representasi trapesium mirip dengan representasi segitiga, yang membedakan representasi trapesium yang berderajat keanggotaan 1 hanya beberapa saja.

## 2.3. Fuzzy Inference System (FIS)

*Fuzzy Inference System* (FIS) adalah proses *crisp input* berupa masukan nilai tegas yang akan diubah di tahap fuzzifikasi menjadi nilai *fuzzy input* yang kemudian diolah di inferensi *fuzzy* dengan aturan dasar *fuzzy* yang menghasilkan *fuzzy output* dan selanjutnya ditegaskan kembali di tahap defuzzifikasi menjadi nilai *crisp output*/keluaran nilai tegas yang di cari[4].

FIS merupakan bagian terpenting dalam proses *fuzzy logic*. Logika pengambilan keputusan didapat dari kerangka pemodelan yang didasarkan dari teori himpunan *fuzzy*, aturan dasar *fuzzy* yang berbentuk IF-THEN, dan penalaran *fuzzy*. Dalam proses pemodelan FIS diatas, terdapat 4 komponen yaitu: fuzzifikasi, inferensi *fuzzy*, aturan *fuzzy*, dan defuzzifikasi [8].

### 2.3.1. Fuzzifikasi

Fuzzifikasi adalah proses memetakan nilai tegas (*crisp*) menjadi nilai *fuzzy* menggunakan fungsi keanggotaannya ke ke himpunan *fuzzy*. Pada proses fuzzifikasi kriteria yang harus dipenuhi adalah semua anggota himpunan *crisp* harus ada di himpunan *fuzzy* [4]. Fuzzifikasi memiliki 3 metode yaitu sebagai berikut [4]:

#### 1. Fuzzifikasi Singleton

Fuzzifikasi singleton adalah nilai real  $x^* \in U$  ke himpunan *fuzzy* singleton  $A'$  pada  $U$  ke derajat keanggotaan bernilai 1 jika  $x^*$  dan 0 untuk lainnya. Dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$\mu_{A'}(x) = \begin{cases} 1, & ; x = x^* \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases} \quad [2.5]$$

#### 2. Fuzzifikasi Gaussian

Fuzzifikasi gaussian adalah proses pemetaan nilai real  $x^* \in U$  ke himpunan *fuzzy* gaussian  $A'$  pada  $U$  ke derajat keanggotaan gauss. Dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$\mu_{A'}(x) = e^{-\left(\frac{x_1 - x_1^*}{a_1}\right)^2} 0 \dots 0 e^{-\left(\frac{x_n - x_n^*}{a_n}\right)^2} \quad [2.6]$$

### 3. Fuzzifikasi Triangular

Fuzzifikasi triangular adalah proses pemetaan nilai real  $x^* \in U$  ke himpunan fuzzy gaussian  $A'$  pada  $U$  ke derajat keanggotaan triangular. Dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$\mu_{A'}(x) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|x_1 - x_1^*|}{b_1}\right)^2 & 0 \leq x - x_1^* \leq b_1 \\ 0 & \text{untuk } x \text{ yang lainnya} \\ \left(1 - \frac{|x_n - x_n^*|}{b_n}\right)^2 & 0 \leq x_n - x \leq b_n \end{cases} \quad [2.7]$$

#### 2.3.2. Inferensi Fuzzy

Inferensi fuzzy adalah penalaran terhadap input dan aturan fuzzy dalam memperoleh fuzzy output. Dalam inferensi fuzzy, terdapat 3 metode yaitu metode Mamdani, metode Sugeno dan metode Tsukamoto. Penggunaan metode Mamdani sangat sederhana tetapi menghasilkan output yang optimal [4]. Metode Mamdani adalah fungsi implikasi menggunakan MIN dan komposisi aturan menggunakan MAX dan biasanya orang mengenal dengan metode MIN-MAX. Metode Mamdani menghasilkan nilai input berupa nilai himpunan fuzzy dan perlu dikonversi ke himpunan crisp dengan proses defuzzifikasi [4]. Aturan Mamdani dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$\mu_{B^k}(y) = \max[\min[\mu_{A_1^k}(x_1), \mu_{A_2^k}(x_2)]] \quad [2.8]$$

#### 2.3.3. Aturan Fuzzy

Aturan fuzzy adalah proses yang diberikan dengan aturan if-then kepada inferensi fuzzy dengan komposisi berupa aturan. Pernyataan if digunakan sebagai anteseden/frase pertama dan then sebagai konsekuen/frase kedua. Persamaan aturan fuzzy dipresentasikan seperti dibawah ini [4].

$$IF \langle \text{proposisi fuzzy} \rangle THEN \langle \text{proposisi fuzzy} \rangle \quad [2.9]$$

#### 2.3.4. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi adalah pemetaan dari nilai himpunan fuzzy ke himpunan tegas. Himpunan fuzzy yang dimaksud berupa nilai tegas/ crisp output dari hasil tahap inferensi [4]. Berikut beberapa metode yang digunakan dalam defuzzifikasi.

##### 1. Metode Centroid

Metode Centroid sering disebut juga dengan metode pusat luas. Proses defuzzifikasi dengan centroid mengambil titik pusat dari fungsi keanggotaan  $b$  yang dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut.

$$x^* = \frac{\int x \mu_b(x) dx}{\int \mu_b(x) dx} \quad [2.10]$$

##### 1. Metode Bisektor

Metode Bisektor adalah metode yang mengambil nilai domain di himpunan fuzzy dengan nilai keanggotaannya pada daerah fuzzy sebagai nilai solusi crisp. Untuk memperoleh nilai solusi crisp dengan mengambil nilai domain fuzzy yang memiliki nilai keanggotaan separuh dari nilai keanggotaan daerah fuzzy.

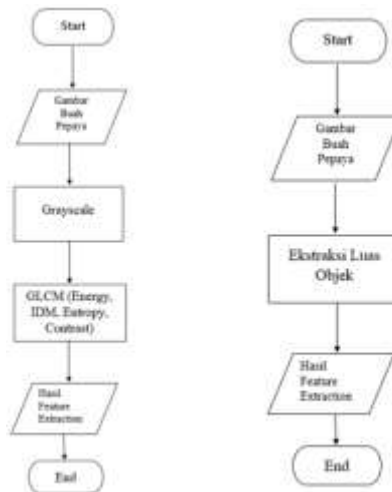
$$x_p = \int_a^p \mu(x) dx = \int_p^b \mu(x) dx \quad [2.11]$$

## 3. Perancangan Sistem

### 3.1 Perancangan Sistem

#### 3.1.1. Pre-Processing

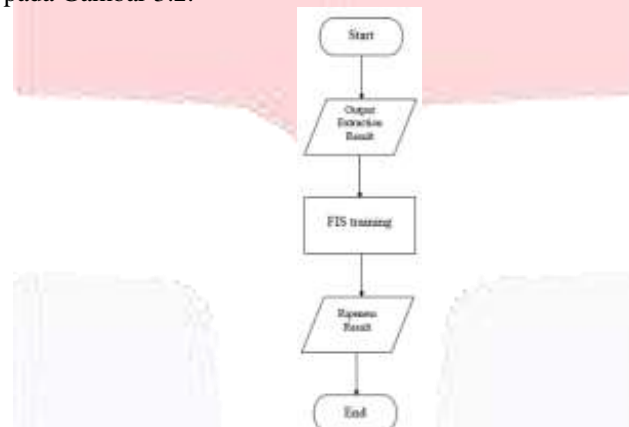
Citra buah pepaya akan diekstraksi ke Grayscale menggunakan jupiter notebook dan kemudian akan diproses untuk mendapatkan nilai input dari ekstraksi fitur GLCM menggunakan 4 sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$  dengan input Energy, IDM, Entropy dan Contrast untuk diklasifikasi kematangan. Selanjutnya, data akan dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data training dan data testing. Data training sebanyak 75 dataset dengan pembagian tipe data kematangan mentah, setengah matang dan matang. Data testing sebanyak 15 dataset yang terdiri dari 9 data mentah, 4 data setengah matang dan 2 data matang. Setiap data training dan testing akan disimpan dalam bentuk .csv. Untuk prediksi kematangan buah, citra buah pepaya akan diekstraksi menggunakan ekstraksi luas objek untuk mendapatkan nilai input RGB hasil normalisasi dengan menghapus setiap nilai dari pixel 255. Setiap data training dan testing akan disimpan kedalam bentuk .csv.



**Gambar 3.1** Proses Ekstraksi Data Training dan Testing.

### 3.1.2. Klasifikasi Kematangan dengan *Fuzzy Inference System*

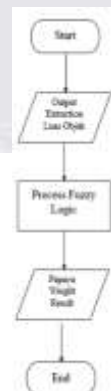
Data input menggunakan hasil 75 citra data training buah pepaya yang sudah diekstraksi fitur GLCM, kemudian sistem akan memproses ke tahap FIS terdiri dari 4 tahap yaitu Fuzifikasi, Aturan *Fuzzy*, Inferensi *Fuzzy* dan Defuzzifikasi. Output yang diperoleh adalah klasifikasi kematangan dari buah pepaya. Data training juga menggunakan proses yang sama untuk mencari hasil dari data testing. Flowchart pada proses klasifikasi kematangan dapat dilihat pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.2** Flowchart Klasifikasi Kematangan Buah.

### 3.1.3. Prediksi Bobot Buah Pepaya dengan FIS

Data input yang digunakan untuk prediksi bobot adalah hasil dari 73 data training citra buah pepaya yang sudah diproses ekstraksi luas objek, kemudian sistem akan memproses ke FIS. Output yang diperoleh adalah prediksi bobot dari pepaya. Proses data training ini juga digunakan untuk proses yang sama untuk mendapatkan hasil untuk data testing. Flowchart pada proses prediksi bobot dapat dilihat pada Gambar 3.2.



**Gambar 3.3** Flowchart Prediksi Bobot Buah Pepaya.

#### 4. Pengujian dan Analisis

##### 4.1. Implementasi Sistem

##### 4.1.1. Implementasi Pre-Processing Klasifikasi Kematangan

Tahap klasifikasi kematangan buah pepaya diawali dengan input citra buah pepaya pada data penyimpanan akan masuk ke tahap ekstraksi fitur yang dimulai dari proses RGB ke Grayscale dan diteruskan ke tahap GLCM untuk mendapatkan parameter Energy, IDM, Entropy dan Contrast. Setelah mendapat nilai parameter tersebut, data testing dan training dibagi menjadi 75 data training dan 15 data testing. selanjutnya nilai tersebut akan disimpan dalam bentuk .csv.

##### 4.1.2. Implementasi Pre-Processing Prediksi Bobot

Pada prediksi bobot buah pepaya, citra buah pepaya pada data penyimpanan akan masuk ke tahap ekstraksi fitur citra dan hanya mengambil objeknya saja, citra buah pepaya akan diekstraksi menggunakan ekstraksi luas objek untuk mendapatkan nilai input RGB hasil normalisasi dengan menghapus setiap nilai dari pixel 255. yang nantinya akan digunakan sebagai data inputan. Percobaan ini dilakukan ke 75 data training dan 10 data testing, dan nilai tersebut akan disimpan dalam .csv.

#### 4.2. Hasil Pengujian Data Testing

Hasil pengujian dilakukan ke setiap dataset buah pepaya. Setelah melalui proses FIS pada data training guna melatih sistem dalam melakukan klasifikasi kematangan dan prediksi bobot buah pepaya. pengujian dilakukan ke 75 data training dan 15 data testing pada klasifikasi kematangan serta 73 data training dan 10 data testing pada prediksi bobot buah pepaya. Pengujian ini dilakukan pada WEB. Untuk data training pada kedua output dapat dilihat pada Tabel 4.1 sebagai berikut.

**Tabel 4.1** Hasil Pengujian Data Training.

Foto Pepaya	Kematangan		Bobot		Akurasi	
	Real	Prediksi	Real	Prediksi	Kematangan	Bobot
1	MENTAH	MENTAH	0.730	1.179042	100%	0,384873
2	MENTAH	MENTAH	0.751	1.1688698	100%	0,443582
3	MENTAH	MENTAH	0.751	1.1688698	100%	0,443582
4	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.806	1.1425556	100%	0,582437
5	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.806	1.1425556	100%	0,582437
6	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.808	1.1416206	100%	0,587103
7	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.808	1.1416206	100%	0,587103
8	MATANG	SETENGAH MATANG	0.808	1.1416206	0	0,587103
9	MATANG	MENTAH	0.808	1.1416206	0	0,587103
10	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.812	1.13975	100%	0,596367
11	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.812	1.13975	100%	0,596367
12	MATANG	MATANG	0.816	1.13059	100%	0,614469
....	....	....	....	....	....	....
73	MENTAH	MENTAH	1.310	1.329734	100%	0,984935
74	MENTAH	MENTAH	1.340	1.361336	100%	0,984077
75	MENTAH	MENTAH	1.550	1.4948666	100%	0,96443
<b>RATA-RATA:</b>					<b>93%</b>	<b>90%</b>

Untuk data testing pada kedua output dapat dilihat pada Tabel 4.2 sebagai berikut.

**Tabel 4.2** Hasil Pengujian Data Testing.

No.	Kematangan		Bobot		Akurasi	
	Real	Prediksi	Real	Prediksi	Kematangan	Bobot
1	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.810	1.140684	100%	0,591748
2	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.810	1.140684	100%	0,591748
3	MATANG	MENTAH	0.812	1.13975	0	0,596367
4	MENTAH	SETENGAH MATANG	0.850	1.0410318	0	0,775256
5	MATANG	SETENGAH MATANG	0.876	0.9477294	0	0,918117
6	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.910	0.9066195	0	0,996285
7	SETENGAH MATANG	SETENGAH MATANG	0.914	0.9171545	100%	0,996549
8	MENTAH	MENTAH	0.930	0.9545563	100%	0,9735956
9	MENTAH	MENTAH	0.955	1.0028372	100%	0,9499081
10	MENTAH	MENTAH	1.184	1.2176373	100%	0,97159
11	MENTAH	MENTAH	-	-	100%	-
12	MENTAH	MENTAH	-	-	100%	-
13	MENTAH	MENTAH	-	-	100%	-
14	MENTAH	MENTAH	-	-	100%	-
15	MENTAH	MENTAH	-	-	100%	-
<b>RATA-RATA:</b>					<b>73%</b>	<b>83%</b>

Berdasarkan Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 dapat dilihat hasil pengujian pada data training dan testing keseluruhan data. Pengujian pada data training menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Akurasi tinggi dipengaruhi oleh dataset yang banyak, semakin banyak dataset yang digunakan maka semakin baik tingkat akurasi. Pada data testing output prediksi bobot baik. Data testing klasifikasi kematangan menunjukkan akurasi cukup baik. Data testing mampu memprediksi tingkat kematangan mentah dikarenakan pada data training dataset yang digunakan sistem dominan menggunakan buah mentah.

## 5. Kesimpulan dan Saran

### 5.1. Kesimpulan

Dari percobaan yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem yang diusulkan telah menjawab tujuan penelitian dan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Klasifikasi kematangan buah pepaya mampu mengklasifikasi menjadi 3 kategori, yaitu mentah, setengah matang, dan matang menggunakan *Fuzzy Inference System* (FIS).
2. Prediksi bobot buah pepaya dapat melakukan prediksi melalui objek *size* pada buah menggunakan *Fuzzy Inference System* (FIS).
3. Klasifikasi kematangan buah pepaya mampu mengklasifikasi menggunakan 90 citra buah pepaya dengan data *training* sebanyak 75 citra mencapai akurasi 93% dan data *testing* sebanyak 15 citra buah pepaya mencapai akurasi 73%. Sedangkan prediksi bobot buah pepaya dapat melakukan prediksi menggunakan 83 citra buah pepaya dengan data *training* sebanyak 73 citra mencapai rata-rata akurasi 90% dan data *testing* sebanyak 10 citra buah pepaya mencapai rata-rata akurasi 83%.

### 5.2. Saran

Saran yang dapat disampaikan penulis untuk pengembangan sistem ini menjadi lebih baik adalah sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya diharapkan pengampilan dataset citra memperhatikan jarak, tipe kamera, dan resolusi kamera saat pengambilan gambar karena sangat mempengaruhi kinerja sistem.
2. Penelitian selanjutnya diharapkan sistem dapat melakukan klasifikasi kematangan dan bobot dengan lebih banyak dataset agar melatih kinerja sistem menjadi lebih baik.

**REFERENSI**

- [1] O.J. Tretiak, *Image Processing*, 5 (1971) 367–390.
- [2] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, B.R. Masters, *Digital Image Processing, Third Edition*, *J. Biomed. Opt.* 14 (2009) 029901. <https://doi.org/10.1117/1.3115362>.
- [3] T.W. Adi Putraa, K. Adi, R. Isnanto, *Pengenalan Wajah dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan dan Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik*, *J. Sist. Inf. Bisnis.* 3 (2013). <https://doi.org/10.21456/vol3iss2pp82-94>.
- [4] F.Y. Mulato, *KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH JAMBU BIJI MERAH ( Psidium Guajava ) DENGAN MENGGUNAKAN MODEL FUZZY*, (2015).
- [5] S.A. Syakri, M. Mulyadi, Z.K. Simbolon, *Identifikasi Tingkat Kebulatan Buah Pepaya Berdasarkan Luas Objek Dengan Pengolahan Citra*, *J. Infomedia.* 2 (2018). <https://doi.org/10.30811/v2i2.517>.
- [6] E.D.S. Mulyani, J.P. Susanto, *Classification of maturity level of fuji apple fruit with fuzzy logic method*, 2017 5th Int. Conf. Cyber IT Serv. Manag. CITSM 2017. (2017). <https://doi.org/10.1109/CITSM.2017.8089294>.
- [7] B. Saleha, S.M. Nasution, A.L. Prasasti, *Design of IOT-based smart laundry applications using fuzzy algorithms*, 2020 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2020 - Proc. (2020) 393–397. <https://doi.org/10.1109/ICITSI50517.2020.9264936>.
- [8] A.L. Gifari, A.L. Prasasti, M.T.C. Setianingsih, *Sistem pemantauan tingkat kejenuhan tanah pada tanaman stroberi untuk otomatisasi penyiraman grikulan dengan fuzzy inference system*, *E-Proceeding Eng.* 7 (2020) 4951–4958. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/12417/12194>.

