

## Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Menggunakan Fitur *RGB* dan *HSI* Berbasis *BACKPROPAGATION*

**Moh. Fajar<sup>1</sup>, M. Burhanis Sulthan<sup>2</sup>, Imam Wahyudi<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Teknik, Institut Sains dan Teknologi An-Nuqayah

<sup>1</sup>fajar180395@gmail.com, <sup>2</sup>burhan.sulthan33@gmail.com, <sup>3</sup>wahyudigo94@gmail.com,

### ABSTRAK

Tomat memiliki sifat yang sangat mudah rusak, penanganan yang tidak tepat pada buah tomat mengakibatkan penurunan mutu yang selanjutnya mempengaruhi nilai gizi dan nilai ekonomisnya. Pada umumnya untuk mengukur kematangan buah tomat masih dilakukan secara manual, yaitu proses pemilihan buah secara langsung satu persatu antara buah yang matang, setengah matang dan matang, kelemahan dari metode tersebut adalah tingkat akurasi yang tidak konsisten dan membutuhkan waktu yang sangat lama serta menghasilkan produk yang beragam karena adanya keterbatasan visual manusia. Dalam penelitian ini akan dieksperimen dengan ilmu komputer sebuah pengklasifikasian tingkat kematangan buah tomat menggunakan fitur *RGB* dan *HSI* berbasis *Backpropagation* dan menggunakan 50 *data set* buah tomat matang, 50 dataset buah tomat setengah matang dan 50 dataset buah tomat mentah untuk mengetahui kematangan buah tomat berdasarkan warna kulit, yaitu dengan cara menerapkan pengolahan citra menggunakan *RGB* dan *HSI* berbasis *Backpropagation*. Hasil dari klasifikasi bisa dilihat pada masing-masing pengujian dengan nilai persentase 96.08% untuk kategori buah tomat matang, 95.74% untuk kategori buah tomat sengah matang, dan 100% untuk kategori buah tomat mentah. Nilai persentase keseluruhan untuk pengujian keseluruhan data mempunyai persentase yang sangat tinggi dan berpengaruh dalam mendeteksi kematangan buah tomat yaitu mencapai persentase sebesar 97.29%. maka dapat disimpulkan bahwa pengklasifikasian kematangan buah tomat dapat dilakukan dengan menggunakan fitur *RGB* dan *HSI* menggunakan metode *Backpropagation*.

**Kata kunci:** Pengolahan citra, klasifikasi kematangan, fitur *RGB*, *HSI* dan *Backpropagation*.

### ABSTRACT

*Tomatoes are very easily damaged, improper handling of tomatoes results in a decrease in quality which in turn affects their nutritional value and economic value. In general, measuring the ripeness of tomatoes is still done manually, the weakness of this method is the inconsistent level of accuracy. Classification is very important to determine the ripeness of tomatoes based on skin color, namely by applying image processing using *RGB* and *HSI* based on *Backpropagation*. The results of the classification can be seen in each test with a percentage value of 96.08% for the ripe tomato category, 95.74% for the medium ripe tomato category, and 100% for the unripe tomato category. The overall percentage value for testing the entire data has a very high percentage and is influential in detecting ripeness of tomatoes, namely reaching a percentage of 97.29%. it can be concluded that the classification of ripeness of tomatoes can be done using the *RGB* and *HSI* features using the *Backpropagation* method.*

**Keywords:** *Image processing, maturity classification, *RGB* and *HSI* features and *Backpropagation*.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki potensi besar dalam bidang pertanian. Tingginya *volume* dan nilai ekspor buah tomat harus mampu diikuti dengan meningkatkan kualitas pengolahan dan pemasarannya. Hal yang perlu diperhatikan adalah mutu pada produk – produk pertanian khususnya buah tomat. Penerapan standarisasi mutu akan mampu menghasilkan produk buah yang memiliki daya saing dan mampu menembus berbagai pasar internasional.

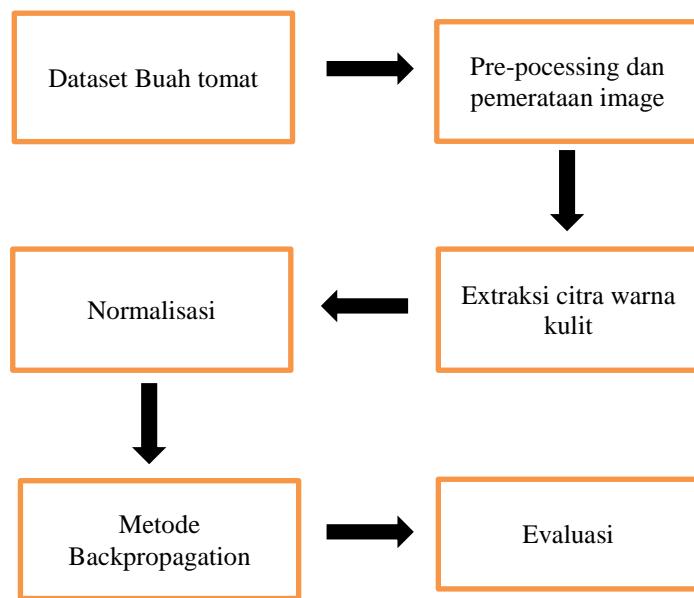
Kematangan buah tomat saat dipanen merupakan salah satu faktor penting dalam menjaga kualitas. Kematangan buah adalah keadaan buah yang siap dipanen dan dikonsumsi secara langsung ataupun tidak langsung. Tomat merupakan salah buah yang memiliki tingkat kematangan tertentu dalam kurun waktu yang singkat. Pendistribusian tomat diberbagai daerah menjadikan pentingnya melakukan klasifikasi tomat berdasarkan tingkat kematangannya [1]. Pada kenyataannya sering dibingungkan dalam hal memilih buah tomat yang mempunyai kematangan yang bagus. Kadang kalanya memilih buah tomat masih menggunakan cara manual untuk membedakan kematangan buah tomat tersebut. Identifikasi dengan cara ini memiliki beberapa kelemahan diantaranya adalah waktu yang dibutuhkan relatif lama serta menghasilkan produk yang beragam karena adanya keterbatasan visual manusia.

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi pengolahan citra digital memungkinkan untuk memilih produk pertanian dan perkebunan tersebut secara otomatis dengan bantuan aplikasi pengolahan citra. Oleh karena itu peneliti akan melakukan penelitian Klasifikasi kematangan buah tomat dengan fitur *RGB* dan *HSI* berbasis *Neural Network Backpropagation*. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Suastika Yulia Riska dan Puji Subekti dengan judul penelitiannya Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Berdasarkan Warna Multi – SVM. Dalam penelitiannya peneliti menggunakan 108 citra tomat yang diambil dengan menggunakan tiga tipe *smartphone*. Dari dataset yang ada dibagi menjadi 66 data training dan data 42 data testing. Perbaikan citra pada tahap prepossessing dilakukan dengan *adaptive histogram equalization*. Pada *feature extraction* digunakan tiga fitur warna yang memiliki pengaruh terhadap nilai kematangan buah tomat yaitu, R, G, dan a\*. Dari fitur warna yang digunakan pada penelitian ini dilakukan pengujian untuk proses klasifikasi. Adapun proses klasifikasi level kematangan tomat dilakukan dengan membandingkan akurasi menggunakan metode Multi-SVM dan kNN. Persentase yang diperoleh dari Multi-SVM adalah 77,84% dengan fungsi kernel. Sedangkan pada tahap klasifikasi kNN k=3 dengan hasil persentase 77,79%. Sehingga penggunaan metode Multi-SVM dengan kNN memiliki tingkat akurasi yang hampir sama. Dan penelitian yang dilakukan oleh Sella Kusumaningtyas dan Rosa Andrei Asmara dengan judul penelitiannya Identifikasi Kematangan buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan [2], Dilakukannya penelitian ini karena masih dilakukannya klasifikasi secara manual yang sangat dipengaruhi oleh subjektifitas petugas penyortiran sehingga dalam kondisi tertentu tidak spesifik proses pengklasifikasianya. Kelemahan yang terjadi pada identifikasi ini diantaranya adalah waktu yang dibutuhkan relatif lama serta menghasilkan hasil produk yang beragam karena adanya keterbatasan visual manusia. Dan hasil identifikasi pada penelitian ini yang menggunakan *Perceptron* yang diperoleh yaitu menghasilkan 3 output Mentah sebesar 10%, setengah Matang sebesar 6,66% dan Matang sebesar 26,66%. Sedangkan tujuan pada penelitian ini untuk mengetahui metode Neural Network Backpropagation memiliki hasil akurasi dan mampu mengklasifikasikan kematangan buah tomat dengan baik dan akurat.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

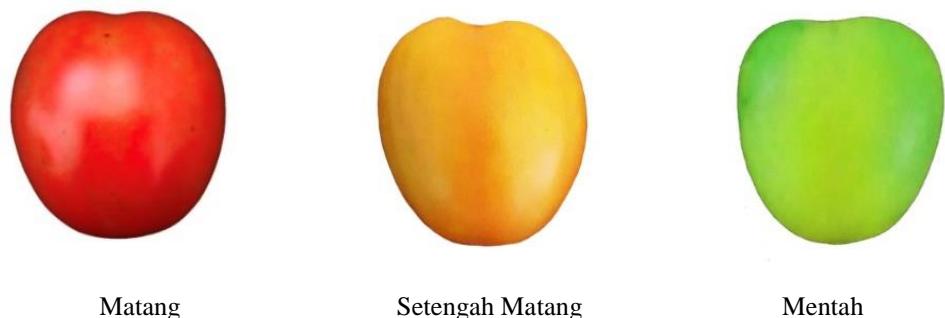
Secara umum penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap yaitu diawali dari study literatur, perumusan masalah, dan hipotesis, perancangan metode dan implementasi serta uji coba.



**Gambar 1. Langkah-langkah penelitian**

## 2.2 Buah Tomat

Buah tomat merupakan salah satu buah yang memiliki warna yang kompleks untuk menentukan kematangannya. Buat sendiri memiliki 3 warna untuk menentukan apakah buah tomat tersebut sudah matang, setengah matang, dan mentah. Warna merah ketika buah tomat tersebut sudah matang, warna kuning ketika tomat masih setengah matang, dan warna hijau ketika tomat masih mentah [5].



**Gambar 2. Jenis Tomat**

## 2.3 Image Processing

*Image processing* disebut juga dengan pengolahan citra yang memiliki arti suatu sistem dimana proses dilakukan dengan (*input*) berupa citra (*image*) dan hasilnya (*output*) juga berupa citra (*image*) [3].

#### **2.4 Ekstraksi Ciri Warna (*True Color*)**

Setiap piksel pada citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi dari tiga warna dasar (*RGB = Red Green Blue*). Setiap warna dasar menggunakan penyimpanan 8 bit, yang berarti setiap warna mempunyai gradasi sebanyak 255 warna. Representasi warna ini terdiri dari tiga unsur utama yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*) [4]. Gabungan tiga warna ini membentuk warna-warna lainnya berdasarkan intensitas dari masing-masing warna tersebut dengan intensitas maksimal, dan warna hitam merupakan gabungan dari ketiga warna tersebut dengan intensitas .

#### **2.5 Citra *RGB***

Untuk citra berwarna digunakan model *RGB* (*Red, Green, Blue*), satu citra berwarna dinyatakan sebagai 3 buah buah matrik *Graycale* yang berupa matrik untuk untuk *Red* (*R-layer*), matrik *Green* (*G-Layer*) dan matrik untuk *Blue* (*B-layer*). *R-layer* adalah matrik yang menyatakan derajat kecerahan untuk warna merah (misalkan untuk skala keabuan 0-255, nilai 0 menyatakan gelap (hitam) dan 255 menyatakan merah. *G-Layer* adalah matrik yang menyatakan kecerahan untuk warna hijau, dan *B-Layer* adalah matrik yang menyatakan derajat kecerahan warna biru. Dari definisi tersebut, untuk menyajikan warna tertentu dapat dengan mudah dilakukan yaitu dengan mencampurkan ketiga warna dasar *RGB* [6].

#### **2.6 *Hue Saturation Intensity* (*HSI*)**

Metode *HSI* merupakan sistem warna yang paling mendekati cara kerja mata manusia, baik warna maupun *Grayscale* dari sebuah citra. Sementara itu model warna *RGB* dan *CMY* tidak cocok untuk mendeskripsikan warna berdasarkan interpretasi manusia. Ruang warna ini tampak lebih realistik dalam menggambarkan warna secara alami dan intuitif terhadap manusia. Model warna *RGB* tidak cocok untuk beberapa aplikasi pengolahan citra, khususnya pada aplikasi pengenalan objek akan lebih mudah mengidentifikasi objek dengan dengan perbedaan *Hue*, yaitu dengan cara memberi nilai ambang pada rentan nilai-nilai *hue* yang melingkupi objek dari pada menggunakan model warna *RGB*[7].

#### **2.7 *Backpropagation***

*Backpropagation* pertama kali dirumuskan Werbos dan dipopulerkan oleh *Rumel HSrd dan Mc Clelland* untuk dipakai pada jaringan syaraf tiruan [8]. *Backpropagation* juga merupakan algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat error dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan. *Backpopagation* dikatakan sebagai algoritma pelatihan multilayer karena *Backpropagation* memiliki tiga layer dalam proses pelatihannya, yaitu input layer, hidden layer dan output layer, dimana *Backpropagation* ini merupakan perkembangan dari *single layer network* (Jaringan Layar Tunggal) yang memiliki dua layer, yaitu input layer dan output layer [9]. Dengan adanya hidden layer pada *Backpropagation* dapat menyebabkan besarnya tingkat error pada *Backpropagation* lebih kecil dibanding tingkat error pada *single layer network*. Hal tersebut dikarenakan hidden layer pada *Backpropagation* berfungsi sebagai tempat untuk mengupdate dan menyesuaikan bobot, sehingga didapatkan nilai bobot yang baru yang bisa diarahkan mendekati dengan target output yang diinginkan.

### **3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

#### **3.1 Implementasi**

Pengambilan foto di setiap *smartphone* dilakukan secara tegak lurus terhadap buah tomat tujuannya agar mengurangi efek bayangan yang ditimbulkan dari buah tomat. Pengambilan

dilakukan diluar ruangan (*outdoor*) yang mengakibatkan adanya area yang terdeteksi sebagai cahaya.



**Gambar 3. Citra Buah Tomat**

Dalam penelitian ini tahap pengujian sistem dilakukan dengan melakukan pemrosesan terhadap 150 citra yang berekstensi \*bmp atau jpg. Dari 150 jenis diambil sampai sebanyak 50 buah dari masing-masing jenis yaitu matang, setengah matang dan mentah. Citra dengan format jpg *dicropping* lalu diganti *background* yang aslinya hitam menjadi putih menggunakan *Photoshop* kemudian resize menjadi 640. Setelah itu di proses ke Matlab dan dihitung histogram *RGB*-nya dengan dilakukan transformasi ruang warna *RGB* ke ruang warna *HSI*. Setelah didapatkan hasil dari perhitungan masing – masing atribut kemudian dihitung rata-rata H, rata- rata S, dan rata- rata kemudian dilakukan pengecekan klasifikasi citra tomat menurut fase kematangan tomat. Pada proses uji sample ini untuk mendapatkan nilai *range* maka setiap citra sample dengan format bitmap atau jpg *dicropping* bagian kulitnya sebanyak tiga kali percobaan ditempat yang berbeda.

Pada tahapan analisis dilakukan pengujian. Pengujian ini berdasarkan hasil dari deteksi warna kulit buah tomat dalam ruang krominan memiliki nilai-nilai yang berguna untuk mempermudah klasifikasi warna kulit buah tomat dalam fase kematangan.

### **3.1.1 *Pre – Processing***

*Pre-processing* merupakan langkah untuk meningkatkan kualitas gambar transformasi untuk menghasilkan fitur penting dari sebuah gambar. Pada aplikasi penelitian ini menggunakan teknik perubahan warna gambar, yaitu dari gambar berwarna menjadi gambar abu-abu (*grayscale*) [10]. Pengubahan warna menjadi gambar abu-abu juga akan menurunkan tingkat komputasi pada tahap pengambilan fitur.

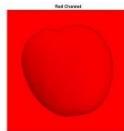
### **3.1.2 *Fitur warna RGB***

Representasi warna ini terdiri dari tiga unsur utama yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Gabungan tiga warna ini membentuk warna-warna lainnya berdasarkan intensitas dari masing-masing warna tersebut dengan intensitas maksimal, dan warna hitam merupakan gabungan dari ketiga warna tersebut dengan intensitas minimal [11].

#### **a. Citra R (*Red*)**

Citra Red mempunyai unsur warna merah yang merupakan hasil dari ekstraksi citra *RGB*. Setiap warna mempunyai tingkat intensitas 0m- 225. Nilai 0 merupakan nilai yang paling gelap intensitasnya. Sedangkan nilai 225 adalah nilai yang paling terang intensitasnya [12].

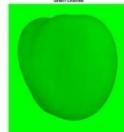
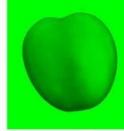
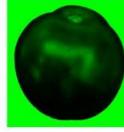
**Tabel 1 Transformasi citra asli ke *Red***

Kategori	Citra asli	Citra <i>Red</i>
Mentah		
Setengah Matang		
Matang		

b. Citra G (*green*)

Citra G (*green*) memiliki intensitas warna hijau yang diadapat dari ekstraksi citra *RGB*. Untuk mendapatkan citra warna hijau pada citra *RGB* diperlukan perbandingan dari masing-masing warna dasar.

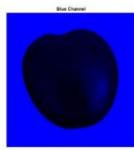
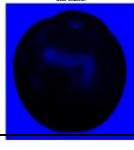
**Tabel 2 Transformasi citra asli ke *Green***

Kategori	Citra asli	Citra <i>Green</i>
Mentah		
Setengah Matang		
Matang		

c. Citra B (*Blue*)

Citra B (*Blue*) merupakan jenis warna dasar yang tidak bisa dibuat dengan mencampurkan warna lainnya karena merupakan warna pokok atau parameter.

**Tabel 3 Transformasi citra asli ke *Blue***

Kategori	Citra asli	Citra <i>Blue</i>
Mentah		
Setengah Matang		
Matang		

**3.1.3 Fitur warna *HSI***

Ciri warna *HSI* mengimplementasikan warna yang paling hampir mempunyai cara kerja mata manusia. Model *HSI* bekerja dengan menggabungkan informasi, baik warna maupun aras keabuan dari sebuah citra [13].

**Tabel 4 Hasil Ekstraksi warna *HSI***

Kategori	Hue	Saturation	Intensity
Mentah	0.24985942439730691	0.53566840972318241	0.66541305865294564
Mentah	0.24966736558738784	0.60056269348914515	0.60378720279543951
Mentah	0.2497327037052143	0.57842983729853847	0.63563530511801414
Mentah	0.25045988491439303	0.49364045687952474	0.68310339379658747
Mentah	0.24956777275680503	0.5416681755542273	0.64125046251281947
Mentah	0.24959269256417316	0.50547257777741517	0.65765522193853432
Mentah	0.24970701986042987	0.55511179742309047	0.62259260382063319
Mentah	0.24980696138976832	0.50112371204831341	0.68909657739964747
Mentah	0.24966705812653212	0.51142639354974329	0.67492958742433506
Mentah	0.24971449827447992	0.47671801664831687	0.67343652657552078
Setengah Matang	0.24964424305608512	0.35888152957965286	0.73995470907659233
Setengah Matang	0.24927329029520381	0.41180414992658132	0.71554101825914251
Setengah Matang	0.24944984876243584	0.4116679778772443	0.71522578825003069

Setengah Matang	0.24935355075265989	0.43483449197155488	0.73926912675908929
Setengah Matang	0.24990773206858549	0.45264069617573199	0.74641029735781517
Setengah Matang	0.2497157546043938	0.32819115656466902	0.80720441222953687
Setengah Matang	0.24974457855560947	0.3850169216933097	0.7659776453685444
Setengah Matang	0.24970149976443939	0.33434473097381145	0.77978058703414532
Setengah Matang	0.24966466686670638	0.32455803321567678	0.81074130084671114
Setengah Matang	0.24962905450707748	0.49249635397719527	0.69409563765018623
Mentah	0.25004191011604471	0.28484408043267501	0.8059447400498948
Mentah	0.24978516988789148	0.35344364978524506	0.76945947443205032
Mentah	0.24999731602411007	0.42757863789781642	0.69544802208518464
Mentah	0.24999074054837758	0.37909429265131395	0.73576665874351865
Mentah	0.24987451399649768	0.39183348417313213	0.70074257201436985
Mentah	0.25019234136768248	0.41596215755303967	0.69892469180881744
Mentah	0.25001699300071134	0.41521704923346558	0.71644853011126775
Mentah	0.24994383617525456	0.46432510269091526	0.68893150116222457
Mentah	0.24994383617525456	0.46432510269091526	0.68893150116222457
Mentah	0.25028057183131236	0.40246021202697752	0.74130835943391371

### 3.1.4 Hasil Percobaan Metode Backpropagation

Untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik dari penelitian ini untuk klasifikasi kematangan buah tomat dengan fitur *RGB* dan *HSI* dengan menggunakan aplikasi Rapidminner Studio, pengujian dilakukan dengan melakukan beberapa proses dengan beberapa fitur yang ada pada tools *Rapid minner* studio dalam data *minning* antara lain :

#### a. Read Excel

Operator ini menyediakan seperangkat parameter yang memeliki relevansi global dengan proses seperti *logging* dan parameter inisialisasi *generator* bilangan acak. Pada proses ini dilakukan untuk menjadikan data *excel* sebagai inputan dalam pengolahan data .

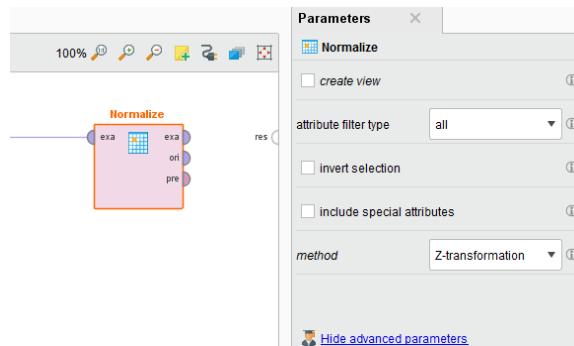


Gambar 4 Read Excel Rapid Minner

#### b. Normalisasi

Proses normalisasi data dilakukan pada bagian pengolahan data sebelum data tersebut digunakan untuk proses klasifikasi. Normalisasi data sangat penting dan sangat diperlukan

sebelum metode data mining. Tujuannya agar tidak ada variable yang mengungguli pada perhitungan jarak antar data secara umum. Sebelum menerapkan algoritme kita harus selalu menormalkan data berbasis jarak deteksi *outlier* atau *K-Means clustering*. Dengan menggunakan parameter *default*, operator *Normalize* akan melakukan Transformasi z yang menghasilkan nilai rata-rata 0 dan deviasi standart 1 untuk setiap atribut [14]. Semua atribut berada pada skala yang sama setelahnya normalisasi dan dapat dibandingkan satu sama yang lain semua atribut berada pada skala yang sama setelah normalisasi dan dapat dibandingkan satu sama lain.

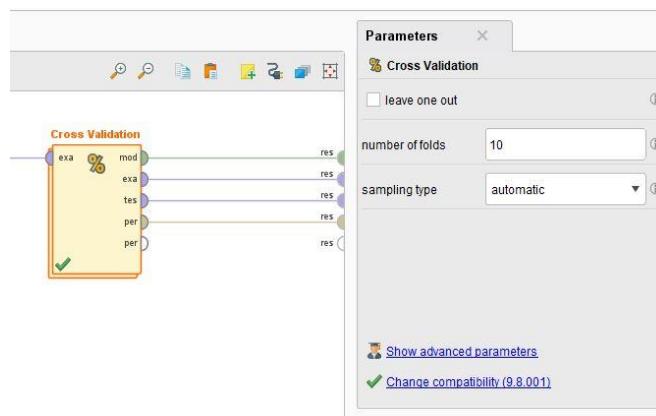


Gambar 5. Normalisasi Rapid Miner method z Transformation

#### c. Validation

*Validation* adalah operator yang bisa digunakan untuk menghitung data baru dan kinerja pemodelan. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan *X-Validation* atau validasi silang.

*X-Validation* dilakukan dengan cara membagi contoh yang ditetapkan ke dalam bagian yang sama dan berputar melalui semua bagian, biasanya menggunakan satu untuk pengujian dan yang lainnya untuk melatih model. Hasilnya disampaikan melalui rata-rata dari semua akurasi pengujian. Cara ini dianggap paling bagus sebagai penghitung ke akuratan model dan harus menjadi pendekatan esitimasi standart bila dirasa ada upaya penghitungan tambahan yang layak untuk dilakukan.

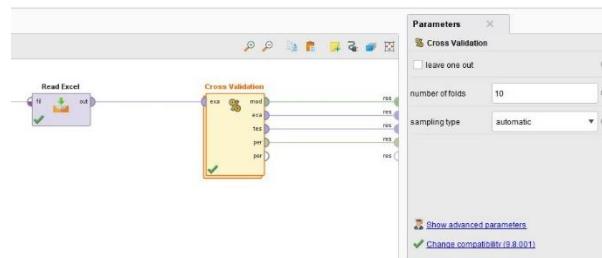


Gambar 6. Validation Rapid Miner dengan X-validation

c. *Apply model dan performance*

Operator *Apply model* digunakan untuk menerapkan model yang telah dilatih sebelumnya menggunakan data training pada *unable* data. Tujuannya adalah untuk mendapatkan prediksi pada *unable* data yang masih belum ada labelnya. Data testing adalah hal yang perlu diperhatikan dan harus memiliki urutan, jenis, maupun atribut yang sama dengan data training.

Operator *performance* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang memberikan daftar nilai kriteria kinerja secara otomatis sesuai dengan tugas yang diberikan. Contoh untuk klasifikasi, kriteria yang diberikan adalah *accuracy*, *recall* dan *precision*. Pada penelitian ini peneliti mencoba memprediksi klasifikasi maka *performance* yang digunakan adalah *performance klasifikasi*.



Gambar 7. *Apply model dan performance*

### 3.2 Evaluasi

#### 3.2.1 *Confusion Matrix*

Setelah mendapatkan hasil dari prediksi klasifikasi dari metode yang digunakan melalui pengujian, tahap selanjutnya adalah menghitung *confusion matrix* sesuai dengan hasil prediksi klasifikasi dari model yang digunakan.

accuracy: 97.29% +/- 3.51% (micro average: 97.30%)

	true Matang	true Mangkal	true Mentah	class precision
pred. Matang	49	2	0	96.08%
pred. Mangkal	1	45	1	95.74%
pred. Mentah	0	0	50	100.00%
class recall	98.00%	95.74%	98.04%	

Gambar 8. Hasil *Confusion Matrix*

Berikut rumus persamaan yang bisa digunakan untuk mencari *accuracy*, *class Precision* dan *class recall* antar lain :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\%$$

$$\text{Presesi} = \frac{TP}{TP+FP} * 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} * 100\%$$

Keterangan :

TP = *True Positif*

TN = *True Negative*

FP = *False Negative*

FN = *False Positive*

Adapun perhitungan hasil akurasi dari *confusion matrix* sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\% \\ &= \frac{49 + 45 + 50}{49 + 45 + 50 + 1 + 2 + 1} * 100\% = 0,97297 * 100 = 97,29\%\end{aligned}$$

Perhitungan Presesi dan *class recall* pada mentah

$$\begin{aligned}\text{Presesi} &= \frac{49}{1+49} * 100\% \\ &= \frac{49}{100} * 100\% = 0,4900 * 100\% = 49,00\%\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Recall} &= \frac{49}{2+49} * 100\% \\ &= \frac{49}{51} * 100\% = 0,88235 * 100\% = 88,23\%\end{aligned}$$

Perhitungan Presesi dan *recall* pada setengah matang sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\text{Presesi} &= \frac{45}{2+45} * 100\% \\ &= \frac{45}{100} * 100\% = 0,45 * 100\% = 45,00\%\end{aligned}$$

$$\text{Recall} = \frac{45}{45} * 100\%$$

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disampaikan beberapa kesimpulan sebagai berikut : Pengujian yang dilakukan terhadap 150 sample citra uji berupa buah tomat, dari 50 citra tomat matang yang telah diuji mendapatkan nilai 98.00%, dan dari 50 citra tomat yang stengah matang mendapatkan nilai 95.74%, dan untuk 50 citra tomat mentah mendapatkan nilai 98.04%.. Nilai persentase dan akurasi dari nilai keseluruhan adalah 97,29%. Adapun hal yang menjadi saran untuk pengembangan sistem deteksi kematangan buah Tomat agar menjadi lebih baik kedepannya adalah dengan membuat sistem deteksi berbasis *Mobile* sehingga dapat memudahkan guna mengakses sistem.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Suastika Yulia Riska, Puji Subekti. "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Berdasarkan Warna Multi – SVM"
- [2] Sella Kusumaningtyas, Rosa Andrei Asmara. "Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan".
- [3] Imam Machroz, Wina Apriliani, Lawam, Reza Saputra, dan Rosita, Nur Afny Catur Andryanoi."Klasifikasi Kematangan Mangga Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Levenberg Marquardt".
- [4] Muchammad Arief. "Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM"

- [5] Rendy Pratama, Achmad Fuad Assagaf, Firman Tempola. “Deteksi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS”.
- [6] Dila Deswari, Hendrik, MT dan Derisma, MT. “Identifikasi kematangan buah tomat menggunakan metode *Backpropagation*”.
- [7] Suastika Yulia Riska, Laili Cahyani dan Muhammad Imron Rosadi. “ Klasifikasi jenis tanaman mangga gadung dan mangga mdu berdasarkan tulang daun”.
- [8] Sarlita Hartiningtyas, Ikhwan Ruslianto dan Rahmi Hidayati. “Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk Buah Dengan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Android”.
- [9] S Nurmuslimah. “Implementasi Metode *Backpropagation* Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kakao Yang Cacat Berdasarkan Bentuk Biji”.
- [10] Arif Patriot Sri Pamungkas, Nur Nafiyah, dan Nur Qomariyah Nawafilah. “K-NN Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Manalagi Menggunakan L\*A\*B dan Fitur Statistik”.
- [11] M. Detection, C. Transformation, and D. Kematangan, “Deteksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Pisang Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HIS”.
- [12] S. Kusumaningtyas dan R. A. Asmara, “Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan,”
- [13] F. Y. Manik dan K. S. Saragih, “Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB,”
- [14] Perkasa Bangun, Nurhayati, dan Marto Sihombing. “Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Buah Jeruk Dengan Menggunakan Metode *Backpropagation* Berdasarkan Nilai HSI”.