



## Identifikasi Bawang Merah dan Bombay dengan Pendekatan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)

Agusriandi<sup>1</sup>, Elihami<sup>2</sup>, Wilda Widiawati<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Pendidikan Matematika, Universitas Muhammadiyah Enrekang, Indonesia

<sup>2</sup> Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Pendidikan Nonformal, Universitas Muhammadiyah Enrekang, Indonesia

<sup>3</sup> Fakultas Sains dan Teknologi, Biokewirausahaan, Universitas Muhammadiyah Enrekang, Indonesia

Email: <sup>1</sup>agusriandi@umenrekang.ac.id, <sup>2</sup>elihami@umenrekang.ac.id, <sup>3</sup>wilda@umenrekang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: agusriandi@umenrekang.ac.id

**Abstrak**—Suatu kenyataan bahwa klasifikasi dalam suatu *knowledge* manusia sangat penting perannya. Identifikasi mampu meringkas *knowledge*, sehingga mudah dipahami. Oleh karena itu, identifikasi bawang bombay atau bawang merah menjadi penelitian yang menarik sebab kemiripan penampakan fisik morfologi antara kedua komoditas ini yang sulit dibedakan secara langsung. Penelitian ini mencoba mendeteksi perbedaan antara bawang merah dan bawang bombay dengan menggunakan neural network dengan metode ekstraksi ciri warna RGB dan filter gabor. Hasil deteksi tersebut mampu mengklasifikasi jenis bawang, apakah bawang tersebut termasuk dalam jenis bawang bombay atau bawang merah. Banyak metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, salah satunya adalah Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). Setelah melakukan simulasi dengan program matlab, 100 gambar yang menjadi data uji dapat dikenali secara sempurna.

**Kata Kunci:** Bawang Bombay, Bawang Merah, *Filter Gabor*, Identifikasi, RBFNN

**Abstract**—A fact that identification in a human knowledge is very important role. Identification is able to summarize the knowledge, so it is easy to understand. Therefore, the classification of leek or red onion is an interesting study because the similarity of physical appearance of morphology between these two commodities is difficult to distinguish directly. This research tries to detect the difference between Bombay onion and red onion by using neural network with RGB color feature extraction method and gabor filter. The results of the detection are able to classify the types of onions, whether the onion is included in the type of leek or red onion. Many methods can be used to perform classification, one of which is Radial Basis Function Neural Network (RBFNN). After performing simulation with Matlab program, 100 images that become test data can be recognized perfectly.

**Keywords:** Bombay Onion, Gabor Filter, Identification, RBFNN, Red Onion

### 1. PENDAHULUAN

Identifikasi adalah penyusunan bersistem dalam kelompok atau golongan menurut kaidah atau standar yang ditetapkan [1]. Identifikasi dalam perkembangan pengetahuan manusia sangat penting perannya sebab pekerjaan identifikasi mampu menemukan informasi [2]. Sebagai contoh, seseorang ingin melakukan pemilahan sekumpulan buah, apakah buah tersebut baik atau buruk. Pemilihan sekumpulan buah secara tradisional dapat dilakukan oleh manusia, namun pekerjaan tersebut membutuhkan waktu yang lama dan tenaga yang banyak sehingga pekerjaan menjadi tidak efektif. Guna menjadikan pekerjaan tersebut efektif maka digunakan teknik identifikasi secara komputerisasi untuk memisahkan masing-masing buah tersebut dari kelompoknya. Pada penelitian ini, studi kasus yang digunakan dalam identifikasi adalah bawang, apakah bawang tersebut termasuk bawang bombay atau bawang merah lokal.

Bawang adalah salah satu sayuran umbi yang penting bagi kebanyakan masyarakat Indonesia. Selain digunakan untuk keperluan pangan di dalam negeri, bawang merah juga merupakan komoditas ekspor unggulan nasional [3], [4]. Bawang merah menjadi salah satu komoditas yang telah dibudidayakan oleh para petani Indonesia sejak lama. Komoditas ini masuk dalam kelompok rempah-rempah dan sayuran yang multifungsi seperti sebagai bahan penyedap makanan, pelengkap sajian, atau sebagai bahan obat tradisional [5], [6].

Berdasarkan laman Kementerian Pertanian - Republik Indonesia bahwa perkembangan luas tanam komoditas bawang merah di Indonesia pada bulan Januari - Juli 2017 mencapai 89,34 ribu hektar atau 89,70% dari target luas tanam sebesar 99,60 ribu hektar. Provinsi yang telah mencapai target tanam sampai dengan Juli 2017 yaitu Provinsi Sulawesi Selatan dan Sumatera Barat. Secara umum, realisasi tanam bawang merah di bulan Januari - Juli 2017 di 6 provinsi sentra mencapai 82,57 ribu hektar atau 92,36% dari total luas tambah tanam bawang merah Indonesia. Realisasi tanam bawang merah di Indonesia bulan Januari - Juli 2017 dibandingkan periode yang sama tahun sebelumnya mengalami kenaikan 2,28%, dengan realisasi tanam sebesar 89,34 ribu hektar dibandingkan tahun 2016 sebesar 87,36 ribu hektar. Begitu juga perbandingan realisasi tanam periode Januari - Juli 2017 di 6 provinsi sentra naik 2,05% atau mencapai luas 82,57 ribu hektar dari tahun 2016 yang sebesar 80,91 ribu hektar dengan kenaikan terbesar terjadi di provinsi Sumatera Barat (naik 43,09%) dan Jawa Tengah (naik 9,29%). Sedangkan provinsi non sentra umumnya mengalami kenaikan luas tanam dibandingkan tahun 2016 [7].

Selain bawang merah, bawang bombay juga merupakan komoditas sayuran yang terbelang favorit di Indonesia. Kandungan nutrisi yang ada di dalam jenis tanaman umbi ini tidak berbeda jauh dengan nutrisi yang ada pada bawang merah biasa, seperti kandungan gizi kalori (ka) untuk bawang merah biasa bisa mencapai 39.0, dan bawang bombay 46.0, protein (gr) untuk bawang merah 1.5 dan bawang bombay 1.4, Lemak (gr) untuk



bawang merah 0.3 dan bawang bombay 0.3, Kalsium (mg) untuk bawang merah 36.0 dan bawang bombay 32.0 (Direktorat Gizi Depkes R.I). Disamping itu, bawang bombay digunakan pula sebagai bahan sedap makanan atau juga dapat bahan obat. Khasiat bawang bombay diantaranya : antioksidasi alami, mampu menekan efek sinogenik dari senyawa radikal bebas, memperkecil resiko penyakit degeneratif seperti kanker kolon [8].

Kedua komoditas sayuran bawang merah dan bawang bombay, selain menjadi salah satu komoditas hortikultura yang sangat penting, bersifat sensitif diberbagai aspek. Hal tersebut disebabkan oleh kemiripan penampakan fisik morfologi antara kedua komoditas ini yang secara praktis akan sulit dibedakan secara langsung di lapangan, maka menjadikan celah untuk masuknya bawang merah secara ilegal ketika pemerintah Indonesia melakukan impor bawang bombay. Oleh sebab itu, diperlukan adanya suatu acuan yang praktis, implementatif, cepat, akurat dan efektif.

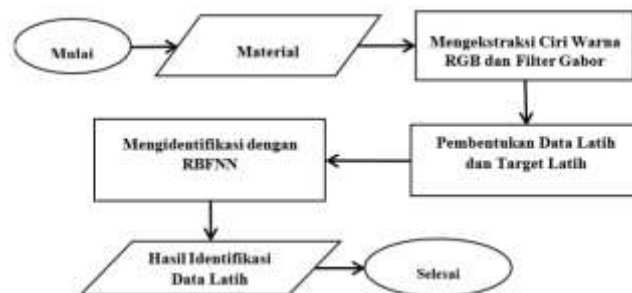
Pada penelitian sebelumnya, telah banyak yang membahas tentang klasifikasi menggunakan artificial neural network (ANN). ANN adalah *soft computing* yang tersebar secara paralel yang sangat besar yang memiliki kecenderungan untuk menyimpan pengetahuan dan dapat digunakan lagi [9]. ANN terinspirasi sistem kerja otak manusia yaitu melakukan proses belajar dan bobot-bobot sebagai kekuatan hubungan antar neuron untuk mendapatkan pengetahuan. ANN tidak digunakan untuk menghasilkan output. Seluruh Output berasal dari proses pembelajaran. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu arsitektur lain untuk menghasilkan output, salah satunya yang dinamakan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN).

RBFNN merupakan model jaringan yang hampir menyerupai metode ANN multilayer perceptron (MLP network) [10]. RBFNN telah digunakan dalam berbagai kasus seperti untuk mengidentifikasi kendaraan roda empat [11]. Pemanfaatan lain dari RBFNN dalam bidang pertanian seperti pekerjaan untuk identifikasi bibit tanaman lahan gambut berdasarkan bentuk daun [12].

Pada penelitian ini mencoba untuk mendeteksi perbedaan antara bawang bombay dan bawang merah dengan menggunakan RBFNN dengan metode ekstraksi Gambar dan Filter Gabor. Ekstraksi gambar merupakan cara untuk mengkonversi gambar ke dalam kode desimal RGB (Red, Green, Blue) yang direpresentasikan menggunakan matriks yang berukuran sesuai resolusi pada gambar [13]. Selain itu, untuk mengenali bentuk tekstur digunakan juga metode ekstraksi ciri tekstur Filter Gabor. Filter Gabor merupakan salah satu filter agar mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra [14], [15]. Sehingga dengan metode ini diharapkan bisa mendeteksi antara bawang merah dengan bawang bombay dengan tingkat akurasi yang optimal.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode pada penelitian ini dimulai dari pengambilan material berupa gambar dari internet, ekstraksi ciri warna dengan dua tahapan yaitu RGB dan Filter Gabor, membuat klasifikasi bawang merah dan bawang Bombay dengan pendekatan RBFNN. Bagan metode klasifikasi bawang merah dan Bombay seperti pada gambar 1.



**Gambar 1.** Bagan Identifikasi Bawang merah dan Bombay

### 2.1 Material

Data latih dan uji diperoleh dengan cara searching di [www.images.google.com](http://www.images.google.com) mulai pada tanggal 20 sampai dengan 26 Juni 2020. Data latih dan uji berupa gambar jenis bawang bombay dan gambar jenis bawang merah dengan perbandingan 50:50, yaitu 50 untuk gambar bawang bombay dan 50 untuk bawang merah pada masing-masing data latih dan uji.

### 2.2 Ekstraksi Ciri Warna RGB dan Filter Gabor

Pada metode ini gambar akan dikonversi menjadi kode desimal RGB yang direpresentasikan menggunakan matriks yang berukuran sesuai resolusi gambar. Masing - masing sel pada matriks menyimpan setiap piksel dari gambar dengan nilai diantara 0 – 255.

Selanjutnya warna dari setiap pixel citra digital akan bergantung pada kombinasi ketiga nilai intensitas (Red, Green, Blue). Dengan demikian, akan dicari dan ditotal (sum) nilai intensitas dari kanal merah, kanal hijau,



dan kanal biru. Langkah berikutnya adalah menghitung rata-rata dari masing - masing kanal (RGB) yaitu dengan membagi rata-rata masing - masing kanal RGB dengan ukuran matriks (ordo matriks) dari tiap gambar.

Berikutnya rata-rata dari masing - masing kanal RGB untuk tiap gambar dimasukkan ke dalam matriks sebagai data latih. Baris matriks merepresentasikan rata-rata warna RGB, sedangkan kolom matriks merepresentasikan masing - masing gambar. Beberapa tools menggunakan RGB dengan nilai 0 s/d 255. Ada juga yang menggunakan nilai hexadecimal dari nilai 00 sampai dengan FF [16].

Contoh:

- a. RGB(255,0,0) akan menghasilkan warna merah sempurna;
- b. RGB(255,0,255) akan menghasilkan warna violet (tetapi dalam RGB akan lebih mendekati pink);
- c. RGB(0,50,0) akan menghasilkan warna hijau gelap;

Dalam hexadecimal, cara penentuan warna juga sama, misal warna merah dengan RGB (FF,00,00), warna biru dengan RGB (00,00,FF). Pemberian nilai maksimal RGB, yaitu RGB (255,255,255) atau RGB (FF,FF,FF) akan menghasilkan warna putih. Sebaliknya pemberian nilai minimal RGB (0,0,0) akan menghasilkan warna hitam [17].

Filter gabor merupakan salah satu filter yang mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. Filter Gabor bekerja sebagai *filter bandpass* untuk distribusi frekuensi spasial lokal. *2D filter Gabor* dapat direpresentasikan sebagai sinyal *sinusoidal* yang kompleks dimodulasi oleh fungsi kernel Gaussian [18]. Rumus dasar Filter Gabor pada persamaan (1).

$$\omega_{f,\theta}(x,y) = \left( \exp \left[ -\frac{1}{2} \left\{ \frac{x^2 \phi_n}{\sigma^2_x} + \frac{y^2 \phi_n}{\sigma^2_y} \right\} \right] \right) \exp (2\pi f x_{\theta_n}) \tag{1}$$

$$\begin{bmatrix} x^2 \phi_n \\ y^2 \phi_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta_n & \cos \theta_n \\ -\cos \theta_n & \sin \theta_n \end{bmatrix} \exp(2\pi f x_{\theta_n})$$

Langkah awal adalah menetapkan ukuran filter, contoh yang digunakan adalah ukuran 3 x 3 seperti terlihat pada tabel 1.

**Tabel 1.** Ukuran Filter

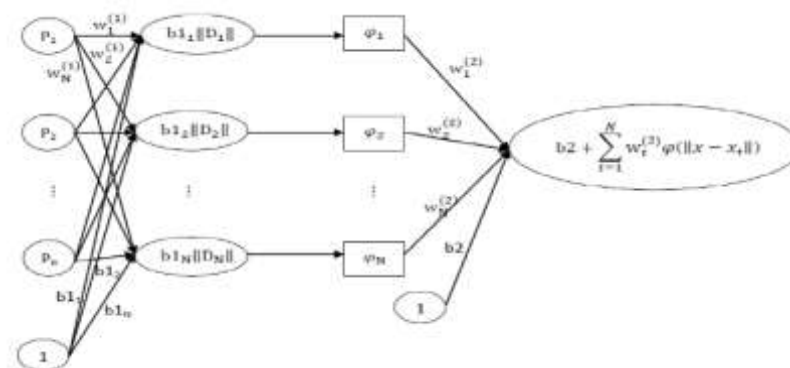
x=-1,y=-1	x=0,y=1	x=1,y=1
x=-1,y=0	x=0,y=0	x=1,y=0
x=-1,y=1	x=0,y=1	x=1,y=1

Selanjutnya menetapkan variable filter Gabor  $\phi=0$ ,  $\sigma=8$ ,  $\gamma=0.25$  dan  $f_x=3$ . Kemudian menghitung filter Gabor sesuai dengan rumus sebelumnya. Hasil filter gabor 3 x 3 berdasarkan variabel yang telah ditentukan nantinya.[19].

**2.3 Membuat Klasifikasi dengan RBFNN**

*Neural network* (NN) yang memanfaatkan algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan secara luas untuk klasifikasi pola. Algoritma tersebut hanya memberikan satu kelas keluaran dari masing-masing pola masukan dengan asumsi bahwa batasan kelas telah didefinisikan dengan baik [20].

Salah satu bagian dari NN adalah *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN). RBFNN memiliki fungsi newrb pada program matlab. Newrb setiap iterasinya akan membentuk 1 neuron. Neuron yang memiliki total *error* terkecil akan diterima sebagai neuron baru. Kemudian *error* pada jaringan akan diperiksa kembali, jika *error* jaringan sudah cukup kecil maka iterasi dihentikan. Tetapi jika *error* jaringan masih cukup besar, maka akan ditambahkan neuron berikutnya, demikian seterusnya. Pada fungsi newrb, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi belum tentu akan sama dengan jumlah vektor *input*-nya, dengan kata lain bahwa tidak semua lapisan *input* pada data dapat digunakan untuk pemodelan [21]. Arsitektur RBFNN seperti terlihat pada gambar 2.



**Gambar 2.** Arsitektur RBFNN



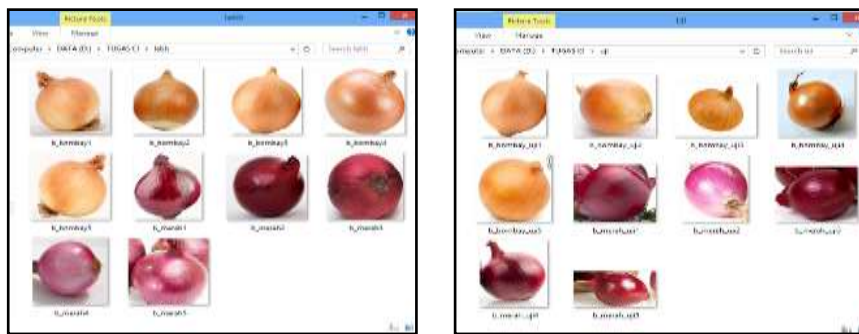
Gambar 1 arsitektur di atas dapat dilihat bahwa *radial basis function* memiliki bentuk struktur berlapis sebanyak 3 lapisan. Lapisan pada struktur *radial basis function*, yaitu:

1. Lapisan pertama disebut *input layer* yang berisi titik (*node*) yang disusun dari variabel prediktor.
2. Lapisan kedua disebut *hidden layer* yang terdiri dari *hidden unit*. Setiap *hidden unit* merupakan fungsi radial basis.
3. Pada lapisan ketiga terdapat *output layer* yang terdiri dari unit tunggal yang linier.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Material

Jenis gambar yang diambil yaitu gambar yang *background*-nya tidak memiliki variasi warna yang mencolok. Gambar kemudian disimpan pada *folder* latih untuk gambar yang digunakan sebagai data latih dan *folder* uji untuk data uji. Contoh data latih dan data uji seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



a) Data latih

b) Data Uji

**Gambar 3.** Data Latih dan Data Uji

#### 3.2 Ekstraksi Ciri Warna RGB dan Filter Gabor

Pada metode ekstraksi ciri warna RGB objek berupa gambar akan dikonversi menjadi kode desimal RGB yang direpresentasikan menggunakan matriks yang berukuran sesuai resolusi gambar. Masing - masing sel pada matriks menyimpan setiap pixel dari gambar dengan nilai diantara 0 sampai dengan 255. Ekstraksi ciri warna RGB dari jenis bawang yang telah disimpan dalam bentuk matriks ditunjukkan pada gambar 4.

254	254	255	255	255	255	255	255
254	254	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	255	255
255	255	255	255	255	255	255	254
255	255	255	255	255	255	254	252
255	255	255	255	255	254	252	252
255	255	255	255	255	254	252	251

**Gambar 4.** Matriks Pixel Gambar

Warna dari setiap pixel citra digital akan bergantung pada kombinasi ketiga nilai intensitas yaitu merah, hijau, dan biru. Dengan demikian, akan dicari dan ditotal nilai intensitas dari bagian merah, bagian hijau, dan bagian biru. Langkah berikutnya adalah menghitung rata-rata dari masing - masing kanal (RGB) yaitu dengan membagi rata-rata masing - masing kanal RGB dengan ukuran matriks (ordo matriks) dari tiap gambar.

Berikutnya rata-rata dari masing - masing kanal RGB untuk tiap gambar dimasukkan ke dalam matriks sebagai data latih. Baris matriks merepresentasikan rata-rata warna RGB, sedangkan kolom matriks merepresentasikan masing - masing gambar. Perintah pada Matlab untuk mendapatkan nilai tersebut adalah seperti berikut ini:

```
for n=1 : total_images
    full_name =
    fullfile(image_folder,filenames(n).name);
    Img = imread(full_name);
    Img = im2double(Img);

    %Mencari nilai rata-rata warna RGB
    %Ekstraksi Ciri Warna RGB
    R = Img(:,:,1);
    G = Img(:,:,2);
```



```
B = Img(:, :, 3);

CiriR = mean2(R);
CiriG = mean2(G);
CiriB = mean2(B);
```

Hasil dari perintah di atas, dapat dilihat pada gambar 5.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.6471	0.6275	0.6000	0.5804	0.5608	0.5369	0.5490	0.5451	0.5255	0.5059	0.5098
2	0.6431	0.6235	0.6039	0.5843	0.5686	0.5608	0.5490	0.5451	0.5255	0.5059	0.5098
3	0.6353	0.6235	0.6039	0.5922	0.5765	0.5686	0.5529	0.5451	0.5255	0.5059	0.5059
4	0.6314	0.6196	0.6078	0.5961	0.5843	0.5725	0.5529	0.5451	0.5255	0.5059	0.5059
5	0.6214	0.6196	0.6078	0.5961	0.5804	0.5686	0.5490	0.5412	0.5255	0.5020	0.5059
6	0.6392	0.6235	0.6039	0.5802	0.5725	0.5608	0.5451	0.5333	0.5216	0.5020	0.5020
7	0.6431	0.6275	0.6000	0.5804	0.5608	0.5490	0.5333	0.5294	0.5216	0.5020	0.5020
8	0.6510	0.6275	0.6000	0.5725	0.5529	0.5412	0.5294	0.5255	0.5216	0.5020	0.4880
9	0.6627	0.6627	0.6471	0.6157	0.5686	0.5373	0.5176	0.5176	0.4902	0.4900	0.5020
10	0.6627	0.6388	0.6431	0.6078	0.5647	0.5373	0.5216	0.5216	0.5020	0.4980	0.4980
11	0.6627	0.6549	0.6314	0.6000	0.5608	0.5373	0.5255	0.5294	0.5157	0.5020	0.4841
12	0.6706	0.6549	0.6275	0.5961	0.5608	0.5451	0.5333	0.5333	0.5176	0.5020	0.4902
13	0.6824	0.6627	0.6314	0.6000	0.5686	0.5369	0.5451	0.5412	0.5216	0.4980	0.4864

Gambar 5. Hasil Matriks Ciri Warna B

### 3.3 Ekstraksi Ciri Warna RGB dan Filter Gabor

Filter gabor merupakan salah satu filter yang mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. Perintah pada Matlab untuk mendapatkan nilai tersebut adalah seperti baris perintah berikut ini:

```
for n=1 : total_images
    full_name =
        fullfile(image_folder,filenames(n).
            name);
    Img = imread(full_name);
    Img = im2double(Img);
        .....
        .....
        .....

% Ekstraksi Ciri Tekstur Filter Gabor
    I = (rgb2gray(Img));
        wavelength = 4;
        orientation = 90;

    [mag,phase] =
        imgaborfilt(I,wavelength,orientatio
            n);

    H = imhist(mag)';
    H = H/sum(H);
    I = [0:255]/255;

    CiriMEAN = mean2(mag);
    CiriENT = -H*log2(H+eps)';
    CiriVAR = (I-CiriMEAN).^2*H';
```

### 3.4 Pembentukan Data Latih dan Target Latih

Data latih atau *input* pada kasus ini terdiri dari 6 bagian, yaitu CiriR yang merepresentasikan ciri warna red (merah), CiriG yang merepresentasikan ciri warna green (hijau), CiriB yang merepresentasikan ciri warna blue (biru). Ketiga data latih ini merupakan hasil dari ekstraksi ciri warna, sedangkan untuk filter gabor, terdiri dari 3 bagian. Bagian filter gabor tersebut adalah CiriMean, CiriEnt, dan CiriVar. Di bawah ini potongan perintah untuk membentuk 6 bagian data latih :

```
data_latih(1,n) = CiriR;
data_latih(2,n) = CiriG;
data_latih(3,n) = CiriB;
data_latih(4,n) = CiriMEAN;
data_latih(5,n) = CiriENT;
data_latih(6,n) = CiriVAR;
```

Sedangkan untuk menentukan data target, pada kasus ini menggunakan bilangan biner sebagai *output*, yaitu bilangan 0 untuk jenis bawang bombay dan 1 untuk jenis bawang merah. Perintah untuk menentukan target latih seperti pada potongan baris perintah di bawah ini:



```
% Pembentukan target latih
target_latih = ones(1,total_images);
target_latih(1:total_images/2) = 0
```

Hasil dari perintah di atas adalah matriks target seperti pada gambar 6 dimana diasumsikan dengan output 0 menghasilkan bawang bombay dan 1 adalah bawang merah.

1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

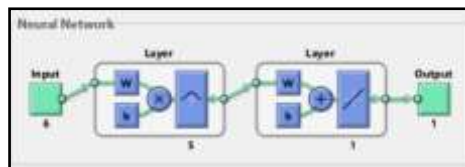
**Gambar 6.** Matriks Target

**3.5 Membuat Klasifikasi dengan RBFNN**

Langkah untuk membuat proses training dengan *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* dapat dilakukan dengan perintah di bawah ini :

```
%4.4. Membuat Neural Network
%a. performance goal (MSE = mean square error)
error_goal = 1e-6; % 1/1jt
%b. Memilih sebuah nilai spread konstan
spread = 1;
%c. Menentukan nilai maks neural
K = 5;
%d. Menentukan hidden layer
Ki = 25;
%f. Proses Neural Network
net =newrb(data_latih,target_latih,error_goal,
spread,K,Ki);
%g. Proses training
net.trainFcn = 'trainingdx';
[nn_output,tr,~,E] =
train(net,data_latih,target_latih);
%h. menyimpan neural proses training
save nn_output nn_output
```

Arsitektur dari pembentukan RBFNN pada perintah di atas dapat dilihat pada gambar 7 di bawah ini:

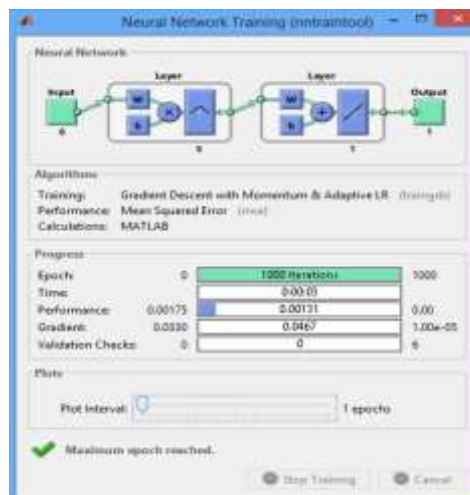


**Gambar 7.** Arsitektur RBFNN Klasifikasi Bawang

Pada arsitektur di atas, terlihat bahwa *input* terdiri dari 6 neuron dengan *hidden layer* sebanyak 5 neuron. *Output* terdiri dari 1 neuron yang linear.

**3.6 Hasil Identifikasi Data Latih**

Sebelum melakukan identifikasi data latih, proses training dengan RBFNN dapat dilihat pada gambar 8 di bawah ini.



**Gambar 8.** Proses Training RBFNN



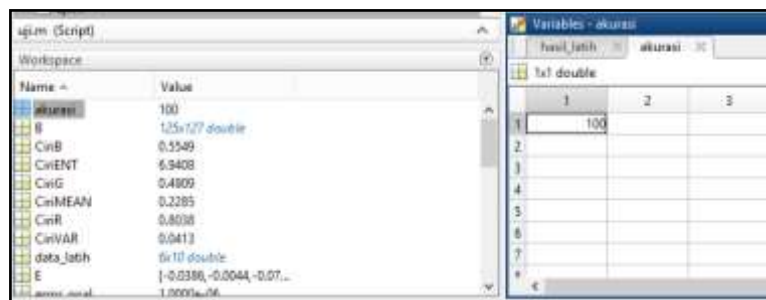
Gambar 7 memperlihatkan *epoch* sampai dengan 1000 kali iterasi dengan kinerja yang cukup baik dengan angka 0,00175. Namun, perlu digarisbawahi bahwa data yang digunakan masih sedikit. Hasil identifikasi antara hasil latih dengan target latih menghasilkan nilai 0 yang identifikasi sebagai bawang bombay, sedangkan nilai 1 yang diidentifikasi sebagai bawang merah. Bandingkan dengan target latih menghasilkan nilai yang sama pada masing-masing kolom. Hasil yang sama tersebut menginformasikan bahwa antara data latih dan data uji dalam mengidentifikasi jenis bawang tidak ada yang salah. Hasil akurasi dapat dilihat pada bagian berikutnya.

### 3.7 Hasil Akurasi Data Latih dan Target latih dengan RMSE

Akurasi hasil latih menggunakan metode alternatif RMSE (*Root Mean Square Error*) seperti potongan perintah di bawah ini:

```
%Akurasi hasil latih menggunakan metode alternatif  
RMSE (root mean square error)  
  
akurasi = sum(m)/total_images*100
```

Hasil dari potongan perintah di atas, seperti pada gambar 9 seperti berikut.



**Gambar 9.** Hasil Akurasi hasil latih dengan target latih

Dengan menggunakan RMSE untuk mengukur tingkat akurasi, maka diperoleh angka 100%. Tingkat akurasi dapat pula menggunakan *plot* untuk melihat perbandingan antara hasil latih dengan target latih. Hasil akhir program ini adalah sebuah program yang *executable* seperti terlihat pada gambar 10 dan 11. Proses identifikasi data uji dapat dilakukan dengan mengklik *button Ambil Gambar*, setelah muncul gambar pada bagian atas (Gambar Asli) klik *button Ekstrak Gambar*. Ekstrak gambar dapat dilihat di sebelah kanan atas (ekstrak gabor) dan pada sebelah bawah untuk ekstrak ciri warna RGB.



**Gambar 10.** Hasil Identifikasi Bawang Bombay



**Gambar 11.** Hasil Identifikasi Bawang Merah



Hasil identifikasi dapat dimunculkan pada sebelah kanan bawah dengan cara mengklik *button* identifikasi seperti pada gambar 10 dan 11.

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil proses pengujian diperoleh informasi bahwa 100 data citra (gambar bawang bombay dan bawang merah) dapat diidentifikasi dengan benar sehingga akurasi yang dihasilkan 100%. Nilai akurasi pelatihan dan pengujian yang tinggi menunjukkan bahwa RBFNN yang dirancang mampu mengklasifikasi jenis bawang merah atau bawang bombay dengan sangat baik. Penelitian ini hanya berfokus pada percobaan RBFNN untuk mengklasifikasi jenis bawang, apakah jenis bawang merah atau bawang bombay. Dengan demikian, seluruh gambar (apapun itu) akan menghasilkan keluaran bawang bombay atau bawang merah. Penelitian lebih lanjut, dapat menerapkan multi klasifikasi untuk mengidentifikasi gambar bukan dari jenis bawang.

#### REFERENCES

- [1] R. P. Alqurni, "Pengenalan tanda tangan menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Perceptron dan Backpropagation," *Techno. com*, vol. 15, no. 4, hal. 352–363, 2016.
- [2] T. B. Sapri Kurniadi, I. Idris, dan S. Suraida, "Identifikasi Serta Manfaat Tumbuhan Hidrofit Yang Tumbuh Di Kawasan Kampus Universitas Islam Negeri Sulthan Thaha Saifuddin Jambi." Uin Sulthan Thaha Saifuddin Jambi, 2019.
- [3] S. R. Kania dan M. D. Maghfoer, "Pengaruh Dosis Pupuk Kandang Kambing dan Waktu Aplikasi PGPR terhadap Pertumbuhan dan Hasil Bawang Merah (*Allium ascaloniucum* L.)," *J. Produksi Tanam.*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [4] D. JULITA dan H. Hamidson, "PENGARUH VARIETAS DAN DOSIS PUPUK MAJEMUK TERHADAP PERKEMBANGAN PENYAKIT ANTRAKNOSA (*COLLETOTRICHUM* SPP.) PADA TANAMAN BAWANG MERAH." Sriwijaya University, 2018.
- [5] C. Azmi, I. M. Hidayat, dan G. Wiguna, "Pengaruh varietas dan ukuran umbi terhadap produktivitas bawang merah," *J. Hortik.*, vol. 21, no. 3, hal. 206–213, 2016.
- [6] Y. Hilman, R. Rosliani, dan E. R. Palupi, "Pengaruh ketinggian tempat terhadap pembungaan, produksi, dan mutu benih botani bawang merah," *J. Hortik.*, vol. 24, no. 2, hal. 154–161, 2016.
- [7] pusdatin.setjen.pertanian.go.id, "berita-219-situasi-pertanaman-bawang-merah @ pusdatin.setjen.pertanian.go.id," 2017. [Daring]. Tersedia pada: <http://pusdatin.setjen.pertanian.go.id/berita-219-situasi-pertanaman-bawang-merah.html>.
- [8] V. D. A. P. Vina Dyah Ayu Puspitaningrum, "FORMULASI KRIM EKSTRAK ETANOLIK BAWANG BOMBAY (*Allium cepa* L.) DAN UJI SIFAT FISIK-KIMIA KRIM SERTA AKTIVITAS ANTIJAMUR *Candida albicans*." Universitas Wahid Hasyim Semarang, 2017.
- [9] M. L. Ditakristy, D. Saepudin, dan F. Nhita, "Analisis dan Implementasi Radial Basis Function Neural Network dalam Prediksi Harga Komoditas Pertanian," *eProceedings Eng.*, vol. 3, no. 1, 2016.
- [10] F. Azmi, "Analisis Learning Jaringan RBF (Radial Basis Function Network) Pada Pengenalan Pola Alfanumerik," *J. TIMES*, vol. 5, no. 2, hal. 32–34, 2017.
- [11] G. W. Pangestuti, K. Usman, dan B. Purnama, "Klasifikasi Kendaraan Roda Empat Dengan Ekstraksi Ciri Hybrid Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan," *eProceedings Eng.*, vol. 3, no. 2, 2016.
- [12] R. Hidayati, D. M. Midyanti, dan S. Bahri, "KLASIFIKASI BIBIT TANAMAN LAHAN GAMBUT BERDASARKAN BENTUK DAUN MENGGUNAKAN METODE RADIAL BASIS FUNCTION (RBF)," *SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE*, vol. 6, no. 1, hal. 2–12, 2018.
- [13] S. Sugiarta dan I. G. R. Agung, "Ekstraksi Warna, Tekstur dan Bentuk untuk Image Retrieval," *SEMNASTEKNOMEDIA ONLINE*, vol. 4, no. 1, hal. 3–4, 2016.
- [14] R. A. Surya, A. Fadlil, dan A. Yudhana, "Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor untuk Klasifikasi citra Batik Pekalongan," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 2, no. 2, hal. 23–26, 2017.
- [15] L. Leonardo, "Penerapan Metode Filter Gabor Untuk Analisis Fitur Tekstur Citra Pada Kain Songket," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 2, hal. 120–124, 2020.
- [16] R. N. Whidhiasih, S. Guritman, dan P. T. R. I. Suprio, "Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Ekspor dan Lokal Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan Fuzzy Neural Network Classification of Export and Local Mangosteen Maturity Based on Color and Texture Based using Fuzzy Neural Network," *J. Ilmu Komput. Agri-Informatika*, vol. 1, no. 2, hal. 71–77, 2012.
- [17] S. R. Sulistiyanti, F. X. Setyawan, dan M. Komarudin, "Pengolahan Citra, Dasar dan Contoh Penerapannya." Teknosain, 2016.
- [18] A. Khatun, "Md. Al-Amin Bhuiyan,," *Neural Netw. based Face Recognit. with Gabor Filters*, *IJCSNS Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 11, no. 1, 2011.
- [19] A. Basuki, "Pengantar Pengolahan Citra," *PENS-ITS Surabaya*, 2007.
- [20] H. Sarwono, "Klasifikasi Knowledge dalam Pengelolaan Koleksi Tugas Akhir (Studi Kasus: Koleksi Tugas Akhir FTI UKSW)." Program Studi Sistem Informasi FTI-UKSW, 2012.
- [21] R. A. Fauzannissa, H. Yasin, dan D. Ispriyanti, "Peramalan harga minyak mentah dunia menggunakan metode radial basis function neural network," vol. 5, hal. 193–202, 2015.