

KLASIFIKASI DAUN TEMBAKAU SESUAI MUTU DAUN SATU OLAH MENGUNAKAN BACKPROPAGATION

Novita Kurnia Ningrum

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: novita.kn@dsn.dinus.ac.id

Septian Enggar Sukmana

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: septian.enggar@dsn.dinus.ac.id

Tomy Elen Sasmita

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: 111201307459@mhs.dinus.ac.id

ABSTRAK

Saat ini penentuan daun sesuai DMSO masih dilakukan secara manual dengan memilih secara kasat mata antara daun yang masak dan belum masak. Kendalanya adalah antara petani satu dengan yang lain memiliki persepsi yang tidak sama untuk menentukan daun masak dan belum masak. Oleh karena itu diperlukan suatu teknik yang lebih memudahkan baik petani ataupun industri untuk mendapatkan kualitas daun yang sesuai. Pada penelitian ini dilakukan untuk mengenali mutu daun tembakau sesuai DMSO dengan menganalisa citra daun tembakau. Langkah awal dilakukan ekstraksi warna *hsv*, hasil perhitungan nilai *hsv* digunakan sebagai nilai inputan pada algoritma *backpropagation*. Berdasarkan uji coba, nilai *learning rate* terbaik pada nilai 0,1.

Kata kunci: daun mutu satu olah; *rgb*; *backpropagation*.

ABSTRACT

Determination of leaves according to DMSO is still done manually by choosing in plain view between the ripe leaves and not yet cooked. The obstacle is that between one farmer and another have different perceptions to determine the ripe leaves and not yet cooked. Therefore we need a technique that makes it easier for both farmers and industry to get the appropriate leaf quality. This research was conducted to identify the quality of tobacco leaves according to DMSO by analyzing the image of tobacco leaves. The first step is extracting hsv color, the result of calculation of hsv value is used as input value in the backpropagation algorithm. Based on the trial, the best learning rate value is 0.1.

Keywords: daun mutu satu ola; *rgb*; *backpropagation*.

1. PENDAHULUAN

Di Indonesia industri rokok memiliki peranan ekonomi yang sangat tinggi. Perkembangan lahan dari pertanian tembakau di Provinsi Jawa Tengah dari 28.649,34 Ha di tahun 2006 menjadi 44.258,86 Ha pada tahun 2010 [1]. Daun tembakau merupakan jenis tanaman herbal (*Solanaceae*), dimana jenis tanaman ini memiliki nilai ekonomis yang tinggi. Akan tetapi pemanfaatan dari tanaman tembakau ini lebih ditekankan pada bahan baku pembuatan rokok. Daun tembakau juga dapat dimanfaatkan sebagai obat pencahar dan bioinsektisida. Bioinsektisida merupakan hasil pengolahan dari nikotin tembakau yang dimanfaatkan sebagai obat pembasmi serangga yang ramah lingkungan.

Daun tembakau yang sudah masak atau sudah dalam kondisi optimal dapat dipresentasikan dengan daun yang berwarna kuning kehijauan. Untuk membedakan daun tembakau tersebut dapat diartikan sudah layak untuk dipanen berdasarkan warna atau dari waktu yang sudah ditentukan [2]. Dalam masa panen tembakau dengan melihat perubahan warna dari daun adalah hal yang paling mudah untuk dijadikan patokan. Dalam keadaan warna daun sudah mulai berubah, khlorofil yang terkandung didalamnya sangat

rendah sedangkan kandungan pati dari daun tersebut berada status yang tinggi. Proses pemetikan daun dimulai dari daun yang paling bawah menuju ke daun yang paling atas, dalam sekali pemetikan dapat dihasilkan 2-4 lembar daun tembakau yang sudah memenuhi ciri perubahan warna dan masa panen. Daun yang sudah masak optimal apabila intensitas warna hijau dan tingkat kekakuan sudah menurun. diperkirakan daun tembakau kehilangan 90% warna hijaunya.

Permasalahan yang dihadapi oleh petani tembakau saat ini adalah teknis yang digunakan untuk membedakan antara daun tembakau yang sudah masak dan siap diolah pabrik dan yang belum masak. Selain itu untuk mengklasifikasi kualitas daun tembakau sesuai standar mutu daun mutu satu olah (DMSO) petani juga mengalami kesulitan untuk menentukan standar daun yang seragam. Saat ini petani sering mengalami kerugian karena pengembalian daun yang tidak sesuai standar yang dibutuhkan pabrik rokok. Berdasarkan masalah tersebut, dibutuhkan solusi yang dapat membantu petani untuk mengklasifikasi mutu daun sesuai DMSO sehingga dapat mengurangi kerugian yang selama ini dialami.

Ada beberapa penelitian yang berkaitan dengan kualitas daun tembakau, diantaranya oleh Dani Syahid yaitu klasifikasi jenis tanaman hias daun *philodendron* menggunakan ekstraksi warna HSV (*Hue, Saturation, Value*). Setelah citra daun *philodendron* diubah dalam ukuran (*resizing*) menjadi 100x100 piksel kemudian dihitung nilai HSV dari citra tersebut. Berdasarkan nilai HSV yang diperoleh, selanjutnya menggunakan *k nearest neighbour (KNN)* dihitung jarak terdekat dengan $k = 1$ untuk menentukan klasifikasi daun *philodendron*. Hasil dari penelitian tersebut memperoleh akurasi 92% [3]. Pada penelitian lain oleh Novita Kurnia Ningrum pada klasifikasi motif batik menggunakan ekstraksi ciri orde satu dengan empat ciri statistik, yaitu *means, skewness, kurtosis* dan *enterophy*. Selanjutnya proses klasifikasi menggunakan algoritma *backpropagation* empat ciri tersebut menjadi sebagai nilai input pada proses perhitungannya. Klasifikasi dengan algoritma *backpropagation* menghasilkan akurasi terbaik pada jumlah *neurons* 12, *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1 untuk motif batik geometri sedangkan motif batik non geometri akurasi terbaik pada jumlah *neurons* 20, *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1. Nilai ciri statistik yang diperoleh pada penelitian ini masih terlalu *generate* sehingga membutuhkan proses yang lama untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik pada klasifikasi [4]. Penelitian lain menggunakan *KNN* untuk klasifikasi mutu daun tembakau oleh Novita Kurnia Ningrum menunjukkan akurasi sebesar 80,66% dengan nilai $k=1$. Pada proses awal diambil *region of interest (ROI)* dari daun tembakau kemudian dikonversi dalam bentuk *greyscale*. Selanjutnya citra daun tembakau diekstraksi menggunakan ekstraksi warna *red, green, blue (RGB)*. Setelah mendapat nilai *RGB* selanjutnya dihitung rata-rata dari nilai *RGB* tersebut. Kemudian dihitung jarak *euclediant* antar nilai *RGB* menggunakan *KNN* [5]. Berdasarkan pemaparan penelitian sebelumnya, ekstraksi fitur warna *HSV* sesuai untuk mengambil fitur warna pada daun tembakau, yang mana tingkat kematangan daun diambil dari warna kuning daunnya. Selanjutnya algoritma *backpropagation* sebagai algoritma *supervised*, yang meliputi fase *training* dan pembobotan sebelum pencocokan hasil akhir. Proses *learning* yang berlapis pada algoritma *backpropagation* diharapkan dengan menggunakan *backpropagation* pada klasifikasi dapat meningkatkan kecocokan pengelompokan warna daun tembakau sehingga hasilnya lebih akurat.

Pada penelitian ini klasifikasi daun tembakau sesuai daun mutu satu olah (DMSO) menggunakan ekstraksi fitur *RGB* dan proses klasifikasi menggunakan algoritma *backpropagation*. DMSO merupakan standar mutu daun yang digunakan oleh pabrik rokok untuk menentukan kelayakan daun tembakau sebelum masuk pengolahan menggunakan mesin [2]. Dengan dikembangkan metode klasifikasi secara terkomputerisasi, diharapkan dapat mengurangi tingkat kesalahan dalam menentukan mutu daun tembakau sebelum diolah di pabrik dan mengurangi jumlah daun yang dikembalikan kepada petani tembakau sehingga dapat meningkatkan produktivitas petani tembakau untuk ke depannya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Daun Tembakau

Kemasakan daun tembakau dapat ditentukan berdasarkan tingkat kemasakan daun yang dapat dilihat dari warna daun, tulang

2.2 Akuisisi Citra

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil citra daun tembakau menggunakan kamera DSLR, kemudian citra disimpan dalam format jpg.

2.3 Pra Pengolahan

Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 150 data citra daun tembakau dalam format jpg, terbagi menjadi dua kelompok data, yaitu data latih dan data uji. Data latih yang digunakan sebanyak 120 data dan data uji sebanyak 30 data.

Citra dalam format jpg dipotong (*cropped*) untuk diambil citra *Region of interest (ROI)* sesuai kebutuhan penelitian. Kemudian ukuran awal citra daun tembakau 1800 x 980 piksel diubah menjadi ukuran 200 x 200 piksel. Berikut ini adalah tampilan citra daun tembakau ukuran awal sebelum *cropped* dan setelah *cropped*.



Gambar 1. Citra Daun Tembakau (a) Citra Daun Tembakau Sebelum *Cropped* dan (b) Citra Daun Tembakau Setelah *Cropped*

2.4 Ekstraksi Warna HSV

Ekstraksi fitur yang digunakan adalah ekstraksi warna, untuk nilai warna yang diambil adalah *hue*, *saturation*, *value*. *Hue* merepresentasikan warna hijau dan kuning, *saturation* merepresentasikan kemurnian dari warna itu sendiri dan *value* merepresentasikan tingkat cahaya yang diperoleh objek. Langkah awal mendapatkan nilai HSV adalah dengan mencari nilai piksel citra dalam bentuk *red*, *green*, *blue (RGB)* dari citra, kemudian menghitung nilai *minimum* dan *maximum* dari setiap piksel tersebut.

Hue terdiri dari 6 bagian *red*, *green*, *blue* hingga kembali ke *red* lagi. Hubungan antar *hue* adalah 0 atau 1. Perhitungan yang digunakan untuk menentukan hubungan antar *hue* dinyatakan pada rumus di bawah ini:

$$h = \begin{cases} 60^\circ \left(\frac{g-b}{\max-\min} \text{ mod } 6 \right), & \text{jika } \max = r \\ 60^\circ \left(\frac{b-r}{\max-\min} + 2 \right), & \text{jika } \max = g \\ 60^\circ \left(\frac{r-g}{\max-\min} + 4 \right), & \text{jika } \max = b \end{cases} \quad (1)$$

Citra memiliki beberapa unsur, salah satunya adalah warna. Berdasarkan warna tersebut suatu objek dapat dikenali, dibedakan dan dikelompokkan selama objek masih termasuk dalam satu jenis objek terkait. Pada setiap citra memiliki 3 komponen warna primer yaitu merah, kuning dan biru. Dari 3 warna primer kemudian diturunkan ke warna sekund yaitu magenta, cyan, kuning [6]. Pada penelitian ini akan dilakukan analisa pada warna daun untuk mengetahui tingkat kemasakan pada daun tembakau.

2.5 Klasifikasi Algoritma Backpropagation

Algoritma *backpropagation* mengadopsi sistem kerja jaringan syaraf pada sistem saraf manusia. *Backpropagation* merupakan *supervised algorithm* (algoritma terbimbing) dengan banyak lapisan *neuron* atau *multilayer*. *Error* dari keluaran digunakan sebagai acuan untuk mengubah bobot (*weight*) dengan arah mundur. Sebelum mendapatkan nilai *error* dari perhitungan mundur (*back forward*), maka perlu perhitungan maju (*feed forward*) dikerjakan terlebih dahulu. Sehingga dapat ditentukan nilai *error* berikutnya. Selain penentuan bobot dan perhitungan nilai *error*, dibutuhkan fungsi aktivasi perhitungan *forward* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* dirumuskan seperti rumus (2).

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

Fungsi aktifasi yang dihasilkan dari sinyal *sigmoid biner* bersifat stabil, bergerak terus menerus dan berulang. Fungsi *sigmoid biner* memiliki range antara 0 dan 1.

Proses pembelajaran algoritma *backpropagation* dimulai dengan memasukkan bobot awal secara acak dengan nilai bobot yang cukup kecil. Kemudian mulai perhitungan maju *feed forward*, setiap *input layer* menerima sinyal masukan dari x_i . Sinyal masukan yang sudah ditentukan selanjutnya disebarkan ke setiap *hidden layer*. Perhitungan bobot pada *hidden layer* menggunakan rumus (3).

$$z_{in} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (3)$$

Bobot yang dihasilkan kemudian dikirim ke semua unit *hidden layer* dengan $z_j = f'(z_{in_j})$. Kemudian dari setiap *hidden layer* menyebarkan nilai kepada setiap *output unit* dan menjumlahkan sinyal input dari *hidden layer* dengan rumus (4).

$$y_{in_k} = w_{ok} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (4)$$

Hasil penjumlahan sinyal input kemudian disebarkan ke seluruh *output unit* dengan fungsi aktivasi $z_j = f'(y_{in_k})$.

Setelah perhitungan *feed forward*, selanjutnya dengan mencari pola dengan dengan perhitungan mundur atau *back forward* yaitu dengan penghitungan mundur dari layer yang paling akhir. Setiap *output unit* menerima pola yang berkaitan dengan input dengan kata lain adalah hasil dari *feed forward*. Berdasarkan pola yang dihasilkan pada *output layer* kemudian menghitung nilai *error* dengan rumus (5).

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (5)$$

Selanjutnya memperbaiki nilai bobot untuk memperbaruhi nilai dari w_{jk} , dengan rumus (6).

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Setelah memperbaiki nilai bobot, kemudian menghitung bias untuk memperbaiki nilai w_{ok} , dengan rumus (7).

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Tahap berikutnya sinyal akan dikirimkan kepada layer yang ada dibawahnya yaitu *hidden layer unit*. Setiap *hidden layer unit* menjumlahkan sinyal input *layer unit* di atasnya, dengan rumus (8).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Nilai error diperoleh dengan mengalikan fungsi tersebut dengan fungsi turunan, pada rumus (9).

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (9)$$

Kemudian koreksi bobot, digunakan nilai v_{ij} , dengan rumus (10).

$$\Delta v_{ok} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Nilai bias juga harus diubah untuk memperbaruhi nilai v_{oj} , dengan rumus (11).

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

Setiap unit output memperbaruhi nilai bias dan bobot, dengan rumus (12).

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

Setiap *hidden layer* juga menghitung bobot, dengan rumus (13).

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (13)$$

Pada langkah terakhir dengan pemeriksaan *stop condition* untuk menghentikan iterasi dari proses di atas. Iterasi ditentukan dengan menentukan maksimal nilai error atau maksimal jumlah iterasi. Jika *stop condition* belum terpenuhi, maka proses di atas diatas akan terus dilakukan hingga kondisi terpenuhi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data set yang digunakan sebanyak 150 data, terbagi menjadi data latih sebanyak 120 data dan data uji sebanyak 30 data. Data tersebut dianalisa kemudian dikelompokkan menjadi dua kelas yaitu masak dan belum masak. Kemasakan daun tembakau diukur dari tingkat warna daun antara 50% hingga 90% adalah warna kuning.

Tabel 1. Kelas daun

<i>Kelas</i>	<i>Keterangan</i>
1	Masak
2	Belum Masak

3.1 Perhitungan HSV

Citra daun yang sudah diambil *ROI* kemudian dihitung nilai *RGB* terlebih dulu. Sesuai tabel *pixel index* selanjutnya setiap piksel dibagi 255 untuk jarak [0,1].

Tabel 2. Pixel index

<i>Red</i>	<i>Green</i>	<i>Blue</i>
192	160	73
159	136	32
64	88	26

Hasil perhitungan ditunjukkan pada perhitungan di bawah ini:

$$\frac{192}{255} + \frac{160}{255} + \frac{73}{255} = 0.752, 0.627, 0.286$$

Dari perhitungan tersebut, diperoleh nilai *RGB* adalah (0.752, 0.627, 0.286). Selanjutnya nilai *hue* diperoleh dari hasil pengurangan nilai maksimal dengan minimal dari *RGB*. Diketahui nilai maksimal adalah *red*=0.752 dan minimal adalah *blue*=0.286. maka:

$$\text{Nilai max} - \text{nilai min} = 0.752 - 0.286 = 0.466.$$

Berdasarkan rumus *hue* pada rumus (1) dimana nilai maksimal adalah *red*, maka perhitungan *hue* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Hue} &= 60^\circ \left(\frac{g-b}{\max-\min} \text{ mod } 6 \right), \text{ jika max} = r \\ &= 60^\circ \left(\frac{160-73}{0.466} \right) \text{ mod } 6 \\ &= 44^\circ \end{aligned}$$

Untuk mendapat nilai [0,1], maka $44^\circ \times 360 = 0.122$.

Sebelum menghitung nilai *saturation* terlebih dahulu menghitung nilai *value* dengan mengambil nilai maximum yaitu 0.752. Selanjutnya nilai *saturation* diperoleh dengan rumus 14 di bawah ini,

$$s = \begin{cases} 0, & \text{jika max} = \text{min} \\ \left(\frac{\max-\min}{v} \right), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$= \frac{0.752-0.286}{0.752}$$

$$= 0.619$$

Berdasarkan perhitungan di atas, nilai *HSV* yang diperoleh adalah (0.122, 0.619, 0.752).

3.2 Perhitungan Backpropagation

Untuk menjalankan *backpropagation*, pada penelitian ini digunakan 3 input yang diambil dari nilai *HSV*. Dengan satu lapisan *hidden layer*. Tahap awal menentukan bobot secara random dengan bilangan antara 0 sampai 1.

Tabel 3. Inisiasi bobot input unit

<i>Hidden layer</i>	X_1	X_2	X_3	X_4
Z_1	0.2	0.4	0.1	0.1
Z_2	0.25	0.15	0.7	0.01
Z_3	0.8	0.32	0.22	0.2
Z_4	0.31	0.42	0.5	0.12
Z_5	0.74	0.84	0.52	0.5

Sedangkan tabel diatas merupakan nilai inisialisasi untuk output layer. Hitung keluaran dari unit tersembunyi Z_j dengan input $X_1 = 0.3018$, $X_2 = 0.8521$, $X_3 = 0.4742$ dan target = 0. Untuk learning rate(laju pemahan) = 0.1.

Tabel 4. Inisiasi bobot output unit

<i>Hidden layer</i>	Y
Z_1	0.32
Z_2	0.78
Z_3	0.98
Z_4	0.85
Z_5	0.02
Bias (1)	0.35

Bobot yang digunakan adalah bobot yang telah dihasilkan dari pelatihan yang telah dilakukan. Langkah pengujian dari *backpropagation* adalah dengan mengulangi langkah *feedforward*.

Tabel 5. Hasil klasifikasi algoritma *backpropagation* dengan learning rate 0,1

<i>Data</i>	H	S	V	Y	<i>Target Data</i>	<i>Output Data</i>	<i>Hasil</i>	<i>Keterangan</i>
1	0.2945	0.2945	0.5403	1.4977	1	1	Belum Masak	Benar
2	0.3144	0.3144	0.5416	0.5234	1	1	Belum Masak	Benar
3	0.3102	0.3102	0.5212	1.517	1	1	Belum Masak	Benar
4	0.2721	0.2721	0.5656	1.5389	1	1	Belum Masak	Benar
5	0.2907	0.2907	0.5488	1.5284	1	2	Masak	Benar
6	0.2958	0.2958	0.5527	1.5352	1	2	Masak	Benar
7	0.4222	0.4222	0.5506	1.5763	1	1	Belum Masak	Benar
8	0.3907	0.3907	0.5653	0.5798	1	1	Belum Masak	Benar
9	0.3576.	0.3576	0.5505	0.5581	1	1	Belum Masak	Benar
10	0.3815	0.3815	0.5551	1.5738	1	2	Masak	Salah
11	0.3266	0.3266	0.5117	1.5336	1	1	Belum Masak	Benar
12	0.3248	0.3248	0.5029	1.5120	1	2	Masak	Salah
13	0.2886	0.2886	0.4828	1.5183	1	2	Masak	Salah
14	0.2912	0.2912	0.4711	1.5144	1	2	Masak	Salah
15	0.3061	0.3061	0.4850	1.5226	2	2	Masak	Benar
16	0.3294	0.3294	0.5256	1.5455	2	2	Masak	Benar

<i>Data</i>	<i>H</i>	<i>S</i>	<i>V</i>	<i>Y</i>	<i>Target Data</i>	<i>Output Data</i>	<i>Hasil</i>	<i>Keterangan</i>
17	0.3169	0.3169	0.5158	1.5358	2	2	Masak	Benar
18	0.2965	0.2965	0.5008	1.5201	2	2	Masak	Benar
19	0.2965	0.2965	0.5008	1.5201	2	2	Masak	Benar
20	0.2374	0.2374	0.5948	1.5483	2	1	Belum Masak	Salah
21	0.2403	0.2403	0.6096	1.5488	2	1	Belum Masak	Salah
22	0.2458	0.2458	0.6442	1.5772	2	2	Masak	Benar
23	0.3619	0.3619	0.4964	1.5127	2	1	Belum Masak	Salah
24	0.2484	0.2484	0.6210	1.5542	2	2	Masak	Benar
25	0.3117	0.3117	0.4917	1.5034	2	1	Belum Masak	Salah
26	0.2645	0.2645	0.6177	1.5687	2	1	Belum Masak	Salah
27	0.2661	0.2661	0.5769	1.5271	2	2	Masak	Benar
28	0.3134	0.3134	0.5367	1.5201	2	2	Masak	Benar
29	0.3197	0.3197	0.5200	1.5127	2	2	Masak	Benar
30	0.3115	0.3115	0.4707	1.4894	2	2	Masak	Benar

Tabel 5 menunjukkan data dengan nilai *hsv* ($X_1 = 0.3018$, $X_2 = 0.5821$, $X_3 = 0.4742$) dan target = 0 dan *learning rate*, $\delta = 0.1$ dan untuk pola berikutnya. Pola tersebut digunakan pada faktor kesalahan dan dari nilai bobot dan bias. Nilai *learning rate* menentukan pola tersebut sehingga peneliti melakukan uji coba dengan beberapa angka *learning rate* antara 0,1 hingga 0,5. Kemudian langkah *backpropagation* tersebut akan terus diulangi sampai batas yang diinginkan terpenuhi dengan iterasi = 1000.

3.3 Evaluasi

Untuk mengetahui akurasi dari algoritma *backpropagation*, dilakukan pengujian hasil kalsifikasi menggunakan *Mean Square Error (MSE)* [17]. Perhitungan ditujukan untuk mengetahui perbandingan jumlah data yang terklasifikasi dengan benar dan tidak benar. Rumus *MSE* ditampilkan pada rumus 15, dengan perhitungan seperti di bawah ini:

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\sum \text{data}}{\sum t_data} \times 100\% \\
 &= \frac{19}{30} \times 100\% \\
 &= 63.33\%
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

Berdasarkan perhitungan MSE dari 30 data uji, terdapat 19 data yang terklasifikasi dengan benar dan 11 data tidak terklasifikasi dengan benar. Prosentasi akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini sebesar 63,33%.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah inputan yang digunakan pada algoritma *backpropagation* sejumlah 3 inputan yang diambil dari nilai *HSV* dari fitur daun tembakau. pada uji coba algoritma *backpropagation learning rate* terbaik pada nilai 0,1 dan iterasi = 1000 iterasi. Akurasi yang dihasilkan sebesar 63.33%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. A. Purnomo, "jateng.tribunnews.com," 23 April 2018. [Online]. Available: <http://jateng.tribunnews.com/2018/04/23/hadiri-kawit-tanam-tembakau-di-rembang-ganjar-ingin-ada-riset-kualitas-tembakau>.
- [2] S. Tirtosastro, W. M., "Penanganan Panen dan Pasca Panen Tembakau Di Kabupaten Bojonegoro," *Buana Sains*, 2015.
- [3] Syahid Dani, Jumadi and D. Nursantika, "Sistemklasifikasi Jenis Tanaman Hias Daun Philodendron Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Knn) Berdasarkan Nilai Hue, Saturation, Value (Hsv)," 2016.
- [4] N. Kurnia Ningrum and D. Kurniawan, "PENERAPAN EKSTRAKSI CIRI ORDE SATU UNTUK KLASIFIKASI TEKSTUR MOTIF BATIK PESISIR DENGAN ALGORITMA BACKPROPAGASI," *SIMETRIS*, vol. 8, no. 2, 2017.
- [5] N. Kurnia Ningrum and D. Kurniawan, "KLASIFIKASI DAUN TEMBAKAU SESUAI MUTU DAUN SATU OLAH MENGGUNAKAN BACKPROPAGATION," *Jurnal SIMETRIS*, vol. Vol. 8 No.2, no. ISSN: 2252-4983, pp. 639-646, 2017.
- [6] T. Sutoyo and E. Mulyanto, *Teori Pengolahan CITRA DIGITAL*. Penerbit ANDI., Semarang, 2009.
- [7] H. Mauridhi and M. Arif, *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, Edisi Pertama ed., JogJakarta: Pustaka Ilmu, 2010.
- [8] D. Puspitaningrum, *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2006.
- [9] N. Kurnia Ningrum and D. Kurniawan, "PENGARUH THRESHOLDING OTSU PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK PESISIR MENGGUNAKAN K-NEAREST NEIGHBOUR," in *Science And Engineering National Seminar 3 (SENS 3)*, Semarang, 2017.
- [10] E. Subiyantoro and Y. Permana A.P., "Penentuan Kualitas Daun Tembakau Dengan Perangkat Mobile Berdasarkan Ekstraksi Fitur Rata-Rata Rgb Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour," 2016.
- [11] W. Budiharto and D. Suhartono, *ARTIFICIAL INTELEGENCE KONSEP DAN PENERAPANNYA*, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2014.