

PEMBELAJARAN *RESILIENT BACKPROPAGATION* DENGAN CIRI *MOMENT INVARIANT* DAN WARNA RGB UNTUK KLASIFIKASI BUAH JERUK KEPROK

Derwin R. Sina, Dedy Dura, Yelly Y. Nubuasa

*Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains Dan Teknik, Universitas Nusa Cendana,
Jl. Adisucipto Penfui, Kupang, Nusa Tenggara Timur, Indonesia
Email: derwinsina@staf.undana.ac.id*

Abstract

Jeruk keprok merupakan salah satu komoditas yang beredar luas dipasaran. Proses pemasaran harus melalui proses klasifikasi jeruk keprok kedalam kelompok baik dan cacat. Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan (JST). Bidang ilmu citra berfungsi untuk mendapat ciri moment invariant dan warna RGB sedangkan jaringan saraf tiruan untuk proses pembelajaran menggunakan metode resilient bankpropagation. Penelitian ini menggunakan 320 data citra, berasal dari 17 buah jeruk keprok dimana 10 buah diambil dari 4 sisi berbeda dengan jumlah 40 buah dan 7 buah diambil dari 5 sisi yang berbeda dan dikenakan rotasi sebanyak 8 kali ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$) dengan jumlah 280 citra. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali terhadap parameter neuron hidden 5, 7 dan 10 dan learning rate 1, 0.1 dan 0.001. Hasil pengujian menunjukkan kombinasi parameter terbaik adalah 5 neuron hidden pada learning rate 0,1 dengan nilai akurasi sebesar 99,80% dan waktu pengujian 3,092 ms.

Kata kunci: *Jeruk keprok; citra; jaringan saraf tiruan (JST); moment invariant; RGB; resilient backpropagation.*

Abstract

Tangerines are one of the commodities which is widely distributed in the market. The marketing process should be going through a classifying process into good or defective clusters. The classification process in this research used Digital Image Processing and Artificial Neural Network. The field of image science operates to obtain moment invariant features and RGB colors while the artificial neural network for the learning process uses the resilient bankpropagation method. This research utilized 320 image data from 17 tangerines where 10 of them were captured from 4 dissimilar sides with total of 40 images and 7 fruits were captured from 5 different sides and was rotated 8 times ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$) with a total of 280 images. The testing performed was 10 times towards the neuron hidden 5, 7 and 10 and learning rate 1, 0.1, and 0.001. The result shown the best parameter combination was 5 neuron hidden on 0.1 learning rate with the accuracy value of 99.80% and a test time of 3.092 ms.

Keywords: *Tangerines; image; artificial neural network (ANN); moment invariant; RGB; resilient backpropagation.*

PENDAHULUAN

Jeruk dengan nama latin *limau* merupakan jenis buah dari anggota suku jeruk dengan marga *citru*. Salah satu jeruk yang digemari oleh masyarakat adalah jeruk keprok. Selain memiliki rasa yang manis, bentuk dan warna yang sangat khas membuat jeruk ini sangat mudah dikenali. Hasil budidaya jeruk keprok dapat dijumpai di pusat perbelanjaan seluruh Indonesia. Bentuk bulat, warna kulit bersih tanpa memar/kecacatan merupakan

batas standar teratas yang digunakan untuk diedarkan di pasaran [1,2].

Proses klasifikasi terhadap kelompok jeruk yang banyak akan memakan waktu yang lama dan kemungkinan terjadi kesalahan sangat besar. Maka pengelompokan akan cepat dan efektif apabila dilakukan melalui proses komputerisasi agar mampu meminimalisir kesalahan yang biasanya dilakukan dengan mata telanjang.

Bidang ilmu yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi adalah pengolahan citra

digital untuk proses klasifikasi berdasarkan ciri warna pada sebuah citra. Citra yang dihasilkan dari jeruk akan diekstrak kedalam nilai yang akan diambil sebagai ciri dari sebuah citra guna dilakukan pembelajaran untuk proses klasifikasi [3,4].

Diharapkan melalui penelitian ini, dapat bermanfaat bagi pengembangan penelitian lain untuk studi pengolahan citra dan pembelajaran jaringan saraf tiruan.

Beberapa penelitian yang mendukung penelitian ini tentang pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan adalah Pengenalan sidik jari menggunakan *Resilient Backpropagation Neural Network* dengan Praproses Transformasi Wavelet [4], Pengukuran Cacat Tekstur pada Kulit Jeruk Keprok dengan Klasifikasi *Pixel* [5], Pengenalan daun tanaman menggunakan Bentuk Berdasarkan Fitur dan Pengklasifikasian dengan *Neural Network* [6], Pengenalan Pola Pada Citra Digital Dengan Fitur *Moment Invariant* [3], Pengujian Citra Jeruk *Baby* untuk mengetahui Area Cacat Menggunakan Klasifikasi *Pixel* [7], Peramalan Luas Panen Dan Produksi Padi Di Jawa Timur Dengan Metode *Resilient-Backpropagation (RPROP) Neural Network* [8], dan Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan *Resilient Backpropagation* dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara [9].

METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode pembelajaran *Resilient Backpropagation* dengan ciri moment invariant dan warna RGB untuk klasifikasi buah jeruk keprok.

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan citra dari buah jeruk keprok. Jeruk keprok didapat dari pedagang dan pengambilan citra jeruk keprok menggunakan kamera digital. Data terdiri dari 17 buah jeruk keprok. 10 buah buah jeruk keprok akan diambil dari 4 sisi yang berbeda dengan jumlah 40 citra dan 7 buah akan diambil dari 5 sisi yang berbeda dan dikenakan rotasi sebanyak 8 kali (0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°) dengan jumlah 280 citra. Total data yang dikumpulkan sebanyak 320 data.

LANDASAN TEORI

Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap pengambilan citra analog (foto, gambar, lukisan dan lain-lain) menggunakan kamera atau *scanner* dan dikonversikan menjadi citra digital. Akuisisi citra bertujuan untuk menentukan data dan dapat diubah/*resize* ukuran pikselnya menjadi lebih besar atau kecil, mengatur intensitas warna menjadi lebih terang atau gelap.

Pre-processing

Pre-processing merupakan teknik perubahan citra warna menjadi citra abu-abu melalui teknik *grayscale* dan citra hitam putih menggunakan segmentasi *otsu thresholding*.

1. Grayscale

$$g(x,y) = \text{round} (R * 0,3) + (G * 0,59) + (B * 0,11) \quad (1)$$

2. Segmentasi otsu thresholding

a. Menghitung normalisasi histogram citra

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (2)$$

b. Menghitung total nilai rata-rata histogram

$$\mu_T = \sum_{i=0}^L i * P_i \quad (3)$$

c. Menentukan nilai ambang

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \leq k \leq L} \sigma_B^2(k) \quad (4)$$

3. Binerisasi (0 dan 1)

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (5)$$

Moment Invariant

Moment Invariant merupakan sebuah metode pengambilan ciri dari sebuah citra. Ciri yang diambil dapat berupa posisi, area, orientasi dan ciri lainnya. Metode ini dikenalkan oleh Hu pada tahun 1962.

1. Persamaan dasar *moment invariant*

$$m_{ij} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^i y^j a_{xy} \quad (6)$$

2. Moment Pusat

$$\mu_{ij} = \sum_x \sum_y (x - x')^i (y - y')^j a_{xy} \quad (7)$$

3. Normalisasi

$$\eta_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{(\eta_{00})^\lambda}; \lambda = \frac{(i+j)}{2} + 1 \quad (8)$$

4. Hu Moment (7 ciri moment invariant)

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (9)$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (10)$$

$$\Phi_3 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (11)$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (12)$$

$$\Phi_5 = (\eta_{30} + 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{21} +$$

$$\eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})\{3((\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2)\} \quad (13)$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} + \eta_{02})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (14)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} + \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + (3\eta_{21} + \eta_{30})\{3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} \quad (15)$$

K- Fold Cross Validation

Proses *cross validation* dilakukan dengan membagi data menjadi n buah partisi dengan ukuran yang sama variabel data ke j (1,2,3,...) dan seterusnya [3]. Selanjutnya proses uji dan latih dilakukan sebanyak n kali. Dalam iterasi ke-i data ke-n akan menjadi data uji dan latih dilakukan sebanyak n kali. Akuisisi *cross validation* dapat dihitung dengan persamaan :

$$k - fold \text{ cv error} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k MSE_i \quad (1)$$

Resilient Backpropagation (RPROP)

RPROP merupakan hasil pengembangan dari algoritma *backpropagation*. Pembaharuan bobot pada *backpropagation* dipengaruhi oleh *learning rate* (laju pembelajaran) dan tergantung dari perubahan *gradien* ($\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$).

- 0) Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil (-1 s/d 1 atau -0.5 sd 0.5), atau gunakan inisialisasi bobot *Nguyen widrow*.
- 1) Selama kondisi belum terpenuhi, lakukan langkah 2 sampai 9.
- 2) Untuk setiap data pelatihan, lakukan langkah 3 sampai 7

Fase I : feedforward

- 3) Tiap unit masukan ($x_i, i=1,2,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan diteruskan ke unit-unit lapisan tersembunyi.
- 4) Hitung semua keluaran di unit tersembunyi

$$(z_j, j = 1,2,\dots,p)$$

$$z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^s x_i v_{ij} \quad (17)$$

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (18)$$

- 5) Hitung semua keluaran di unit keluaran

$$(y_k, k = 1,2,\dots,n).$$

$$y_{in_k} = W_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (19)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (20)$$

Fase II : backward

- 6) Hitung informasi *error* (δ_k) berdasarkan kesalahan pada unit keluaran (y_k).
- $$\delta_k = (y_k + b) f'(y_{in_k}) \quad (21)$$

- 7) Hitung informasi *error* (δ_j) pada unit tersembunyi berdasarkan kesalahan penjumlahan pada *delta* masukan (δ_k).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^t \delta_k w_{jk} \quad (22)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_k}) \quad (23)$$

Fase III : tahap perubahan bobot (RPROP)

- 8) Uji syarat berhenti. Kondisi berhenti ketika data *error* yang dihasilkan oleh jaringan berada pada nilai yang lebih kecil sama dengan (\leq) *error* target yang diharapkan atau iterasi yang dilakukan telah mencapai maksimum iterasi yang telah ditetapkan.
- 9) Hitung semua perubahan bobot pada *neuron-neuron output* dan *hidden*. Tahap perubahan bobot akan dilakukan setelah semua pola telah dihitung *gradien* dan informasi *error*-nya.

- a. Jika $\frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t-1) > 0$ (24)

maka

$$\Delta_{jk}^{(t)} = \text{minimum}(\eta^+ * \Delta_{jk}^{(t-1)}; \Delta_{max}) \quad (25)$$

$$\Delta w_{jk}^{(t)} = -\text{sign}\left(\frac{\partial E}{\partial w_{jk}}(t)\right) * \Delta_{jk}^{(t)} \quad (26)$$

$$\Delta_{jk}^{(t+1)} = w_{jk}^{(t)} + \Delta w_{jk}^{(t)} \quad (27)$$

- b. Jika $\frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t-1) < 0$ (28)

maka

$$\Delta_{jk}^{(t)} = \text{minimum}(\eta^- * \Delta_{jk}^{(t-1)}; \Delta_{min}) \quad (29)$$

$$W_{jk}^{(t+1)} = W_{jk}^{(t)} - \Delta_{jk}^{(t-1)} \quad (30)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t) = 0 \quad (31)$$

- c. Jika $\frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t) * \frac{\partial E}{\partial w_{ik}}(t-1) = 0$ (32)

maka

$$\Delta W_{jk}^{(t)} = -\text{sign}\left(\frac{\partial E}{\partial w_{jk}}(t)\right) * \Delta_{jk}^{(t)} \quad (33)$$

$$W_{jk}^{(t+1)} = W_{jk}^{(t)} + \Delta_{jk}^{(t)} \quad (34)$$

Untuk setiap bobot dan bias pada neuron-neuron hidden

- a. Jika $\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t-1) > 0$ (35)

Maka

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \text{maximum}(\eta^+ * \Delta_{ij}^{(t-1)}; \Delta_{max}) \quad (36)$$

$$\Delta V_{ij}^{(t)} = -\text{sign}\left(\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t)\right) * \Delta_{ij}^{(t)} \quad (37)$$

$$V_{ij}^{(t)} = V_{ij}^{(t)} + V_{ij}^{(t)} \quad (38)$$

- b. Jika $\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t-1) < 0$ (39)

Maka

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \text{maximum} \left(\eta^- * \Delta_{jk}^{(t-1)}; \Delta_{min} \right) \quad (40)$$

$$\Delta V_{ij}^{(t+1)} = \Delta_{ij}^{(t)} - \Delta V_{ij}^{(t-1)} \quad (41)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t) = 0 \quad (42)$$

c. Jika $\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t) * \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t-1) = 0$ (43)

Maka

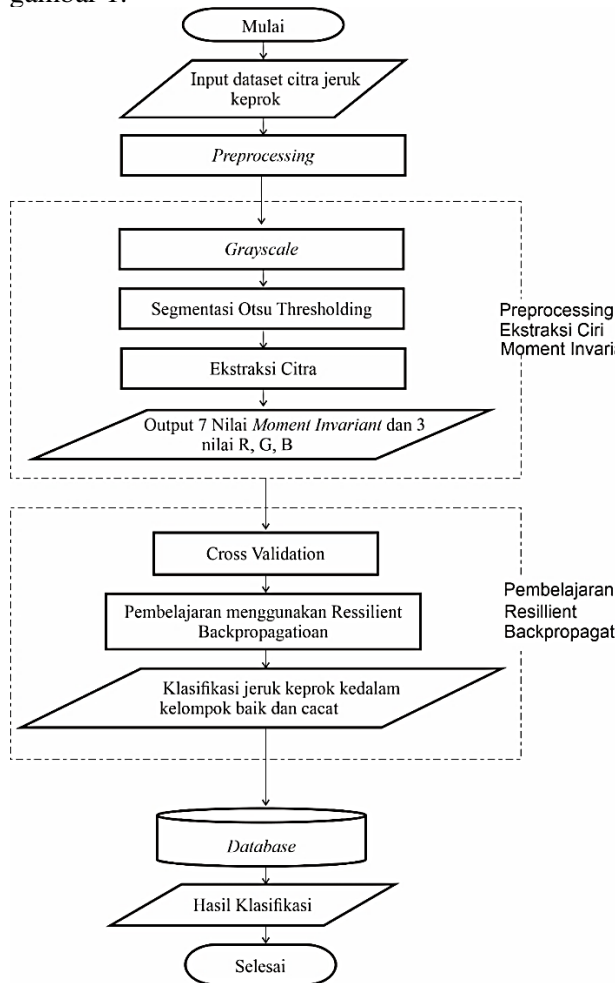
$$\Delta V_{ij}^{(t)} = - \text{sign} \left(\frac{\partial E}{\partial v_{ij}}(t) \right) * \Delta_{ij}^{(t)} \quad (44)$$

$$\Delta V_{ij}^{(t+1)} = \Delta_{ij}^{(t)} + \Delta V_{ij}^{(t)} \quad (45)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Flowchart Sistem

Proses klasifikasi buah jeruk keprok dari tahap akuisisi hingga klasifikasi citra dapat dijelaskan menggunakan *flowchart* pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart sistem

Pengujian Sistem

Tahap pengujian parameter menggunakan 5 *fold* dan variasi parameter menggunakan *learning rate* 1, 0.1 dan 0.01, serta *neuron hidden* 5, 7 dan 10 dengan pengujian yang dilakukan sebanyak 10 kali.

Tabel 1. Rata-rata 10 kali pengujian menggunakan *Neuron Hidden 5*

| Fold | Akurasi Latih (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Akurasi Uji (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Rata-rata Akurasi Total(%) |
|-----------------------------|-------------------|----------------------|-----------------|----------------------|----------------------------|
| <i>Learning Rate = 1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 1.354 | 100 | 985 | 100 |
| 2 | 100 | 3.243 | 99,91 | 3.379 | 99,95 |
| 3 | 100 | 4.497 | 98,44 | 4.623 | 99,22 |
| 4 | 100 | 7,057 | 99,78 | 7.192 | 99,89 |
| 5 | 100 | 8.881 | 98,44 | 9.041 | 99,22 |
| rata-rata | 100 | 2.087 | 99,31 | 2.012 | 99,65 |
| <i>Learning Rate = 0,1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 1.841 | 99,45 | 1.977 | 99,72 |
| 2 | 100 | 3.033 | 98,44 | 3.178 | 99,22 |
| 3 | 100 | 4.767 | 99,82 | 4.904 | 99,9 |
| 4 | 100 | 6.598 | 100 | 6.734 | 100 |
| 5 | 100 | 7.949 | 100 | 8.076 | 100 |
| rata-rata | 100 | 2.922 | 99,53 | 3.092 | 99,76 |
| <i>Learning Rate = 0,01</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 2.220 | 99,81 | 2.351 | 99,87 |
| 2 | 100 | 3.308 | 98,44 | 3.529 | 99,22 |
| 3 | 100 | 5.680 | 98,82 | 5.757 | 99,42 |
| 4 | 100 | 8.289 | 100 | 8.406 | 100 |
| 5 | 100 | 11.503 | 99,9 | 11.670 | 99,95 |
| rata-rata | 100 | 3.276 | 99,38 | 3.465 | 99,69 |

Pengujian sistem menggunakan 5-*fold cross validation* untuk *neuron hidden 5* menunjukkan hasil rata-rata akurasi tertinggi sebesar 99.76% pada *learning rate 0,1*. Sedangkan hasil rata-rata akurasi terendahnya sebesar 99,65% dengan menggunakan nilai *learning rate* sebesar 1.

Tabel 2. Rata-rata 10 kali pengujian menggunakan *Neuron Hidden 7*

| Fold | Akurasi Latih (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Akurasi Uji (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Rata-rata Akurasi total% |
|--------------------------|-------------------|----------------------|-----------------|----------------------|--------------------------|
| <i>Learning Rate = 1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 1.946 | 99,54 | 1.757 | 99,77 |
| 2 | 100 | 2.435 | 98,44 | 2.824 | 99,22 |
| 3 | 100 | 3.455 | 97,65 | 3.671 | 98,82 |
| 4 | 100 | 4.561 | 100 | 4.698 | 100 |
| 5 | 100 | 6.299 | 100 | 6.455 | 100 |

| rata-rata | 100 | 1.492 | 99,12 | 1.513 | 99,56 |
|-----------------------------|-----|--------|-------|--------|-------|
| <i>Learning Rate = 0,1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 4.621 | 95,31 | 4.739 | 97,65 |
| 2 | 100 | 6.164 | 99,78 | 6.274 | 99,89 |
| 3 | 100 | 7.536 | 100 | 7.617 | 100 |
| 4 | 100 | 8.977 | 98,44 | 9.122 | 99,22 |
| 5 | 100 | 10.898 | 100 | 10.743 | 100 |
| rata-rata | 100 | 3.147 | 98,71 | 2.289 | 99,35 |
| <i>Learning Rate = 0,01</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 2.136 | 100 | 2.397 | 100 |
| 2 | 100 | 3.695 | 99,84 | 3.256 | 99,92 |
| 3 | 100 | 5.154 | 99,94 | 5.091 | 99,97 |
| 4 | 100 | 6.672 | 100 | 6.762 | 100 |
| 5 | 100 | 7.328 | 96,88 | 7.424 | 98,44 |
| rata-rata | 100 | 3.672 | 99,33 | 2.497 | 99,66 |

Pengujian sistem menggunakan *5-fold cross validation* untuk *neuron hidden 7* menunjukkan hasil rata-rata akurasi tertinggi sebesar 99.66% pada *learning rate 0,01*. Sedangkan hasil rata-rata akurasi terendahnya sebesar 99,56% dengan menggunakan nilai *learning rate* sebesar 1.

Tabel 3. Rata-rata 10 kali pengujian menggunakan *Neuron Hidden 7*

| Fold | Akurasi Latih (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Akurasi Uji (%) | Rata-rata Waktu (ms) | Rata-rata Akurasi Total% |
|-----------------------------|-------------------|----------------------|-----------------|----------------------|--------------------------|
| <i>Learning Rate = 1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 1.425 | 100 | 1.166 | 100 |
| 2 | 100 | 1.684 | 96,88 | 1.225 | 98,44 |
| 3 | 100 | 2.763 | 98,44 | 2.914 | 99,22 |
| 4 | 100 | 3.798 | 95,87 | 3.303 | 97,93 |
| 5 | 100 | 6.224 | 100 | 5.633 | 100 |
| Rata-rata | 100 | 2.221 | 98,23 | 1.228 | 99,11 |
| <i>Learning Rate = 0,1</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 1.480 | 100 | 1.685 | 100 |
| 2 | 100 | 3.056 | 99,75 | 3.201 | 99,87 |
| 3 | 100 | 4.487 | 98,44 | 4.682 | 99,22 |
| 4 | 100 | 5.578 | 100 | 5.605 | 100 |
| 5 | 100 | 7.669 | 100 | 7.638 | 100 |
| rata-rata | 100 | 2.423 | 99,63 | 2.984 | 99,81 |
| <i>Learning Rate = 0,01</i> | | | | | |
| 1 | 100 | 3.525 | 100 | 3.623 | 100 |
| 2 | 100 | 4.973 | 99,65 | 5.341 | 99,82 |
| 3 | 100 | 5.545 | 98,67 | 6.785 | 99,33 |
| 4 | 100 | 8.015 | 98,44 | 8.175 | 99,22 |
| 5 | 100 | 9.796 | 100 | 9.823 | 100 |
| rata-rata | 100 | 3.228 | 99,35 | 4.225 | 99,67 |

Pengujian menggunakan *5-fold cross validation* untuk *neuron hidden 10* menunjukkan hasil rata-rata akurasi tertinggi sebesar 99.81% pada *learning rate 0,1*. Sedangkan hasil rata-rata akurasi terendahnya sebesar 99,11% dengan menggunakan nilai *learning rate* sebesar 1




Tabel 4. Rata-rata 10 kali pengujian dengan variasi nilai *learning rate* dan *neuron hidden* menggunakan *5 fold cross validation*


















| Hidden | Learning Rate | Waktu (ms) | Rata-rata Akurasi (%) |
|--------|---------------|------------|-----------------------|
| 5 | 1 | 2.012 | 99,55 |
| 5 | 0,1 | 3.092 | 99,80 |
| 5 | 0,01 | 3.465 | 99,76 |
| 7 | 1 | 1,513 | 99,49 |
| 7 | 0,1 | 2.289 | 98,62 |
| 7 | 0,01 | 2.497 | 99,35 |
| 10 | 1 | 1,228 | 99,06 |
| 10 | 0,1 | 2.984 | 99,67 |
| 10 | 0,01 | 4.225 | 99,67 |

Rata-rata dari pengujian yang dilakukan sebanyak 10 kali menunjukkan akurasi tertinggi pada parameter *neuron hidden 5*, *learning rate 0,01* dan rata-rata waktu 3.092 ms dengan nilai akurasi sebesar 99,80%. Sedangkan akurasi terendah sebesar 98,62% dengan parameter *neuron hidden 7* pada *learning rate 0,1* dan rata-rata waktu pembelajaran 2.289 ms.

Adapun beberapa sampel data dipilih secara acak dari data latih maupun uji untuk menunjukkan ketepatan sistem dalam mengklasifikasikan citra jeruk yang digunakan dalam penelitian ini. Sampel beserta dengan hasil klasifikasi ke dalam kategori “bagus” dan “cacat” pada sistem dapat ditunjukkan pada tabel 5 berikut ini

Tabel 5. Hasil klasifikasi jeruk dalam kedalam kategori bagus dan cacat

| No. | Citra | Hasil |
|-----|--|--|
| 1 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 2 |  | Data Latih Target : Cacat Output : Cacat |
| 3 |  | Data Latih Target : Cacat Output : Cacat |

| | | |
|----|---|--|
| 4 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 5 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 6 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 7 |  | Data Latih Target : Cacat Output : Cacat |
| 8 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 9 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 10 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 11 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 12 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 13 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 14 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 15 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 16 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 17 |  | Data Latih Target : Cacat Output : Cacat |
| 18 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 19 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |
| 20 |  | Data Latih Target : Bagus Output : Bagus |

PENUTUP

Kesimpulan

Penelitian untuk mengklasifikasikan buah jeruk keprok kedalam kelompok baik dan cacat dengan metode pembelajaran *Resilient Backpropagation* dengan ciri *moment invariant* dan warna RGB menunjukkan rata-rata dari 10 kali pengujian terbaik yang dihasilkan oleh sistem adalah sebesar 99,80% dengan menggunakan 5 *neuron hidden* dan inialisasi *learning rate* 0.1 dengan waktu 3,092 ms. Sedangkan rata-rata akurasi dari 10 kali pengujian yang dihasilkan oleh sistem melalui *cross validation* adalah sebesar 98,62% dengan menggunakan 10 *neuron hidden* dan *learning rate* 1 dengan rata-rata waktu yang dihasilkan sebesar 2,289 ms. Melalui percobaan ini terbukti bahwa parameter *neruon hidden* dan *learning rate* mampu mempengaruhi nilai akurasi dari pengujian yang dilakukan.

Saran

Proses akuisisi citra dapat dilengkapi dengan pengolahan bagian tepi citra jeruk yang tidak dimasukkan pada penelitian ini atau menggunakan metode semacamnya untuk mendeteksi bagian tepi dari gambar. Kemudian data yang digunakan dapat lebih baik antara jeruk baik dan cacat dan mengurangi bias/pantulan cahaya pada permukaan citra pada saat pengambilan citra menggunakan kamera

DAFTAR PUSTAKA

- Standar Nasional Indonesia. Jeruk keprok. Badan Standar Nasional Indonesia. 2009.
- Purwanti I. 2014. Sebaran Jeruk Keprok di Indonesia. *Balitjestro*. <http://balitjestro.litbang.pertanian.go.id/sebaran-jeruk-keprok-di-indonesia/> Tersedia di <http://balitjestro.litbang.pertanian.go.id/sebaran-jeruk-keprok-di-indonesia/>.
- Septiarini A. 2012. Pengenalan Pola Pada Citra Digital dengan Fitur Momen Invariant. *J. Inform. Mulawarman*. 7(1): 8.
- Arkiang A. Identifikasi Tanda Tangan Offline Menggunakan Local Binary Pattern 8 Rotasi Dengan Pembelajaran Resilient Propagation. Universitas Nusa Cendana.
- Oktabrini IN. Pengenalan Sidik Jari Menggunakan Resilient Backpropagation Neural Network

- Dengan Praproses Transformasi Wavelet. Institut Pertanian Bogor.
- 6 Nugroh HF. Pengukuran Cacat Tekstur Pada Kulit Jeruk Keprok dengan Klasifikasi Pixel. Universitas Dian Nuswantoro Semarang.
- 7 Putri E. 2018. Pengujian Citra Jeruk Baby Untuk Mengetahui Area Cacat Menggunakan Klasifikasi Pixel. *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.* **7**(1): 73.
- 8 Aulia F, Sulistijanti W. 2019. Peramalan Luas Panen dan Produksi Padi di Jawa Timur dengan Metode Resilient Backpropagation (RPOP) Neural Network. 9th Univ. Res. Colloquium 2019 Univ. Muhammadiyah Purworejo. **9**(1):
- 9 Sinaga S, Wanto A, Solikhun S. 2019. Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara. *Infomedia.* **4**(2): 81.