



# JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)

Available online <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite> DOI : 10.31289/jite.v6i1.6938

Received: 15 March 2022

Accepted: 22 June 2022

Published: 21 July 2022

## A Good Accuracy in Apple Fruits Quality Based on Back Propagation Neural Network and Feature Extraction

Ajib Susanto1)\*, Ibnu Utomo Wahyu Mulyono1)

1)Prodi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Indonesia

\*Corresponding Email: [ajib.susanto@dsn.dinus.ac.id](mailto:ajib.susanto@dsn.dinus.ac.id)

### Abstrak

Apel merupakan varietas buah yang memounyai banyak jenis. Apel yang secara visual tampak sama, bisa jadi merupakan variates yang berbeda misalnya jenis apel Grany smith, Apel golden dan apel malang. Ketiga apel tersebut sama-sama berwarna hijau. Secara kasat mata warna saja tidak cukup untuk mengklasifikasi, sehingga perlu adanya pemnafaatan teknologi yang dapat membantu proses klasifikasi menjadi lebih akurat. Pengolahan citra digital, lewat proses segmentasi warna menggunakan algoritma Back Propagation Neural Network (BPNN) dapat digunakan untuk proses klasifikasi jenis apel. Dalam penelitian ini digunakan 12 macam apel yaitu apel Golden, apel Grany Smith, apel Braeburn, apel Red delicious, apel Malang, apel Red Yellow, apel Red, apel Anna, apel Golden Delicious, apel Fuji, apel Gala, dan aepl Honeycrisp. Pemnafaatan fitur ekstraksi warna dan ciri membuktikan bahwa akurasi dapat mencapai nilai optimal hingga 93%., presisi 94% dan recal 94% dengan menggunakan ekstraksi fitur RGB.

**Kata Kunci:** Kualitas, apel, BPNN, RGB

### Abstract

Apple is a fruit variety that has many types. Apples that visually look the same, could be different varieties, for example Grany Smith apples, golden apples and poor apples. The three apples are both green. In plain view, color alone is not enough to classify, so it is necessary to use technology that can help the classification process to be more accurate. Digital image processing, through the color segmentation process using the Back Propagation Neural Network (BPNN) algorithm, can be used for the apple type classification process. In this study, 12 kinds of apples were used, namely Golden apples, Grany Smith apples, Braeburn apples, Red delicious apples, Malang apples, Red Yellow apples, Red apples, Anna apples, Golden Delicious apples, Fuji apples, Gala apples, and Honeycrisp apples. The use of color and feature extraction features proves that the accuracy can reach an optimal value of up to accuracy 93%, precision94% dan recall 94% using RGB feature extraction.

**Keywords:** Quality, Apple, BPNN, RGB

**How to Cite:** Susanto, A., & Mulyono, I. U. (2022). A Good Accuracy in Apple Fruits Quality Based on Back Propagation Neural Network and Feature Extraction. JITE (Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering), 6(1), 38-48.

## I. PENDAHULUAN

Banyaknya industri pengolahan yang memanfaatkan apel sebagai bahan baku serta pasar yang membutuhkan apel untuk konsumsi segar juga turut mempengaruhi potensi untuk pengembangan budidaya apel. Pemilahan hasil panen dalam hal ini buah apel sangatlah penting karena kualitas buah akan menentukan harga, pesanan grade kualitas dan pengolahan pasca panen. Di Indonesia penentuan kualitas buah apel kebanyakan menggunakan cara konvensional dengan mengamati buah secara manual (Amin, Akbar, & Widasari, 2017). Pemilahan hasil panen terutama buah-buahan dapat dilakukan secara otomatis menggunakan high performance liquid chromatography, pencitraan nearinfrared, dan sensor gas, namun

cara tersebut membutuhkan perangkat yang mahal dan operator profesional (Halela, Nurhadiyono, & Rahmanti, 2016).

Beberapa aplikasi teknologi pengolahan citra telah dikembangkan untuk operasi pertanian. Aplikasi ini melibatkan implementasi sistem perangkat keras berbasis kamera atau pemindai warna untuk memasukkan gambar. Para peneliti telah berusaha untuk memperluas pengolahan citra dan teknologi analisis untuk spektrum yang luas dari masalah di bidang pertanian. Pemrosesan gambar berbasis komputer sedang mengalami evolusi yang cepat dengan sistem komputasi yang terus berubah (J.R.Arunkumar & Tagele berihun Mengist, 2020; Warman, Harahap, & Munir, 2015). Sistem pencitraan khusus yang tersedia di pasar, di mana pengguna dapat menekan beberapa tombol dan mendapatkan hasilnya, tidak terlalu fleksibel dan yang lebih penting, mereka memiliki label harga yang tinggi (Musacchi & Serra, 2018; Zhang et al., 2015).

Kemajuan perangkat lunak termasuk yang menerapkan pengklasifikasi Bayesian untuk mengelompokkan cacat apel Jonagold berdasarkan gambar warna apel dua warna (Mulyono et al., 2020; Shao, Li, Diao, Jiang, & Dong, 2017). Pengklasifikasi Bayesian bekerja dengan baik untuk sebagian besar Jonagold. Namun, kesalahan klasifikasi terjadi antara russet dan area transisi dari warna dasar ke warna merona. (Y. Li, Cao, Wang, Cui, & Wang, 2020) mengusulkan proses enam langkah untuk menilai apel Golden Delicious dan Jonagold. Metode yang diusulkan mencapai tingkat klasifikasi masing-masing 78% dan 72%, untuk apel Golden Delicious dan Jonagold. Namun, mengidentifikasi ujung batang dan kelopak apel dari cacat masih menjadi masalah karena ujung batang/kelopak sering menunjukkan pola yang sama dengan cacat apel, seperti intensitas gambar dan ukuran 2D.

Meskipun, teknik pengenalan pola banyak digunakan dalam pemeriksaan kualitas apel otomatis, sebagian besar pendekatan didasarkan pada informasi lokal dan memerlukan segmentasi fitur lokal. Namun, ekstraksi fitur lokal itu sendiri tetap menjadi masalah yang sangat menantang dalam pengolahan citra. Teknik berbasis fitur global, bagaimanapun, dapat ditemukan di banyak analisis pola dan bidang visi komputer lainnya misalnya, pengenalan wajah manusia berbasis citra wajah secara keseluruhan.

Berdasarkan studi literatur sebelumnya, pengolahan citra mampu mengatasi masalah dalam menangani klasifikasi kematangan buah. Sehingga pada penelitian ini akan menerapkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah dengan memanfaatkan pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan dengan menggunakan standar yang sama. Penelitian ini mengusulkan analisis kualitas buah apel berdasarkan pengolahan citra. Dengan menggunakan algoritma Neural Network dalam mengklasifikasikan buah apel ke dalam dua kelompok, yaitu baik dan buruk, serta atribut yang digunakan dalam pengklasifikasian berupa fitur ekstraksi RGB (Red, Green, Blue). Data yang digunakan untuk mengolah buah apel berupa image apel yang didapatkan dari repository ilmiah nasional.

## **II. STUDI PUSTAKA**

### **A. *Back Propagation Neural Network (BPNN)***

Perancangan feed forward JST untuk sistem kompresi citra meliputi penentuan jumlah layer jaringan. Dalam penelitian ini, kami menggunakan arsitektur JST dengan tiga lapisan. Tiga model feed forward ANN (FeedForwardNet, CascadeForwardNet dan FitNet) dibuat untuk kompresi gambar guna mendapatkan hasil yang baik untuk CR dan PSNR dan mengurangi waktu pelatihan (Moallem, Serajoddin, & Pourghassem, 2017). Proses pembelajaran JST feed forward pada klasifikasi citra membutuhkan lapisan input, hidden dan output dari JST. Proses pembelajaran diadopsi menggunakan tiga algoritma JST (FeedForwardNet, Cascade-Forward dan FitNet) menggunakan satu set gambar sebagai pola pelatihan (C. Li et al., 2018; Tian, Li, Yang, & Liang, 2018). Setelah proses pembelajaran selesai, proses klasifikasi gambar JST Feed forward membutuhkan input dan lapisan tersembunyi. Tetapi proses dekomposisi gambar membutuhkan lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Langkah selanjutnya dalam merancang BPNN melibatkan menentukan jumlah neuron di setiap lapisan. JST ini diumpangkan oleh gambar 256x256 berwarna sebagai input dan menghasilkan kode terkompresi pada unit lapisan tersembunyi. Pada proses rekonstruksi, model JST ini menghasilkan citra berwarna 256x256 dengan satuan output layer. Jumlah neuron pada lapisan input ( $N_i$ ) sama dengan jumlah neuron pada lapisan output ( $N_o$ ).  $N_i$  tergantung pada dimensi sub blok citra (Bode, 2017; Herulambang, Hamidah, & Setyatama, 2020) (C. Li et al., 2018). Langkah-langkah pada Backpropagation dijelaskan sebagai berikut:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8

Fase I : Propagasi maju

Langkah 3 : Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya

Langkah 4 : Hitung semua keluaran di hidden layer  $z_j(j=1,2,\dots,p)$

$$z_{netj} = v_{j0} + \sum_{i=1}^v x_i v_{ji} \quad (1)$$

$$z_j = f(z_{netj}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{netj}}} \quad (2)$$

Langkah 5 : Hitung semua keluaran jaringan di unit  $y_k(k=1,2,\dots,m)$

$$y_{netk} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (3)$$

$$y_k = f(y_{netk}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{netk}}} \quad (4)$$

Fase II : Propagasi mundur

Langkah 6 : Hitung  $\delta$  di output layer berdasarkan error di setiap output layer  $y_k(k=1,2,\dots,p)$

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{netk}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (5)$$

Setelah menghitung error, kemudian hitung suku perubahan bobot  $w_{kj}$  dengan laju percepatan  $\alpha$

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

dimana  $k=1,2,\dots,m$  ;  $j=0,1,\dots,p$ .

Langkah 7 : Hitung  $\delta$  pada hidden layer berdasarkan nilai error pada layer tersebut  $z_j(j=1,2,\dots,p)$

$$\delta_{netj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (7)$$

Faktor  $\delta$  pada hidden layer :

$$\delta_j = \delta_{netj} f'(z_{netj}) = \delta_{netj} z_j (1 - z_j) \quad (8)$$

Setelah menghitung error, kemudian hitung suku perubahan bobot  $w_{kj}$  dengan laju percepatan  $\alpha$

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (9)$$

dimana  $j=1,2,\dots,p$  ;  $i=0,1,\dots,n$ .

Fase III : Perubahan bobot

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot

Perubahan bobot garis yang menuju output layer :

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (10)$$

dimana ( $k=1,2,\dots,p$  ;  $j=0,1,\dots,n$ ). Perubahan bobot garis yang menuju hidden layer :

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (11)$$

dimana ( $j=1,2,\dots,p$  ;  $i=0,1,\dots,n$ ), ketiga fase diulang hingga kondisi penghentian terpenuhi.

### B. *Fitur Ekstraksi Warna RGB*

Citra RGB terdiri dari 3 layer yaitu red, green dan blue. tiap piksel citra merupakan representasi gabungan dari ketiga warna tersebut, dimana setiap intensitas nilai piksel bernilai 0 sampai 255. Sebaran warna dari fitur Red Green Blue seperti tampak pada Gambar 1.



Gambar 1. Representasi Sebaran Warna RGB

Proses data citra menjadi nilai RGB seperti pada persamaan (12), (13), (14).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^j R_{ij}}{j} \quad (12)$$

$$G = \frac{\sum_{i=1}^j G_{ij}}{j} \quad (13)$$

$$B = \frac{\sum_{i=1}^j B_{ij}}{j} \quad (14)$$

### C. *Pengukuran Ketepatan Klasifikasi*

Pengukuran ketepatan klasifikasi sangat perlu dilakukan karena metode ini digunakan untuk menghitung kinerja akurasi hasil klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini. Sistem yang dilakukan kinerja klasifikasi diharapkan mampu menghasilkan akurasi yang sangat tinggi, tetapi tidak dapat dipungkiri bahwa tidak mungkin sebuah kinerja sebuah sistem mencapai 100% benar (Hendrawan et al., 2021; Hossain, Hossain, & Rahaman, 2019). Maka mutlak harus diukur kinerja suatu sistem klasifikasinya. Umumnya, pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan matrik konfusi (confusion matrix). Rumus dalam penghitungan akurasi adalah sebagai berikut :

$$akurasi = \left( \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \right) \quad (15)$$

Keterangan:

TP : keseluruhan data yang benar yang terklasifikasi dalam kelas

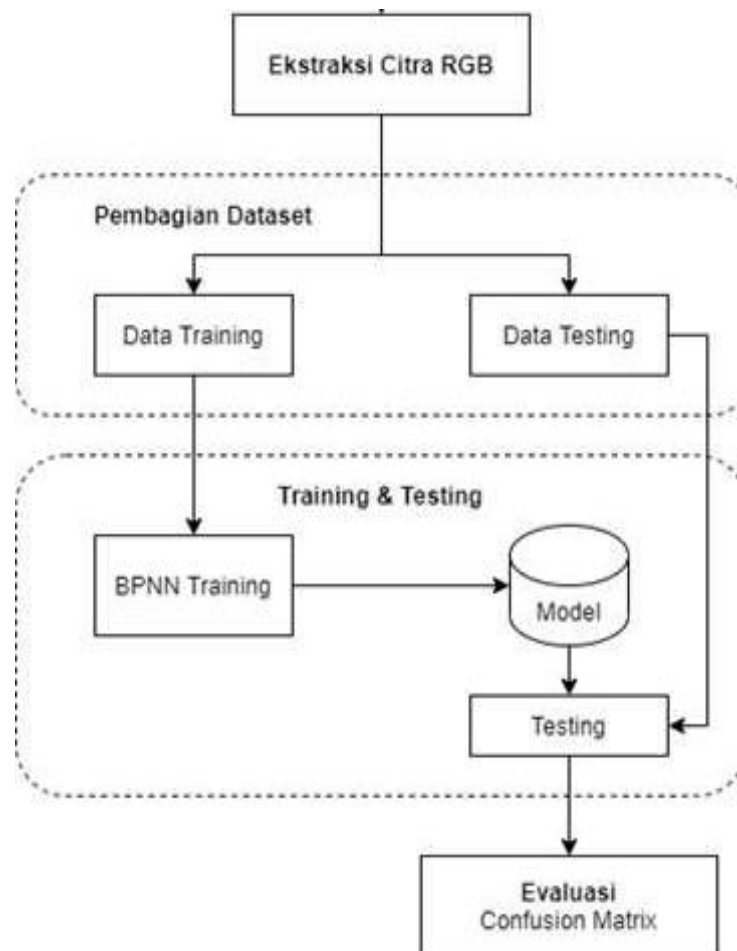
TN : keseluruhan data yang benar yang terklasifikasi sebaliknya dalam kelas

FP : keseluruhan data dianggap sistem benar berada dalam kelas namun seharusnya data tersebut berada dalam kelas sebaliknya

FN : keseluruhan data yang dianggap sistem berada dalam kelas sebaliknya namun seharusnya data tersebut berada dalam kelas yang benar

### III. METODE

Penelitian ini mengusulkan penerapan backpropagation neural network untuk klasifikasi kualitas buah apel berdasarkan fitur RGB. Model klasifikasi dengan BPNN yang diusulkan pada penelitian ini diperlihatkan pada Gambar 2.



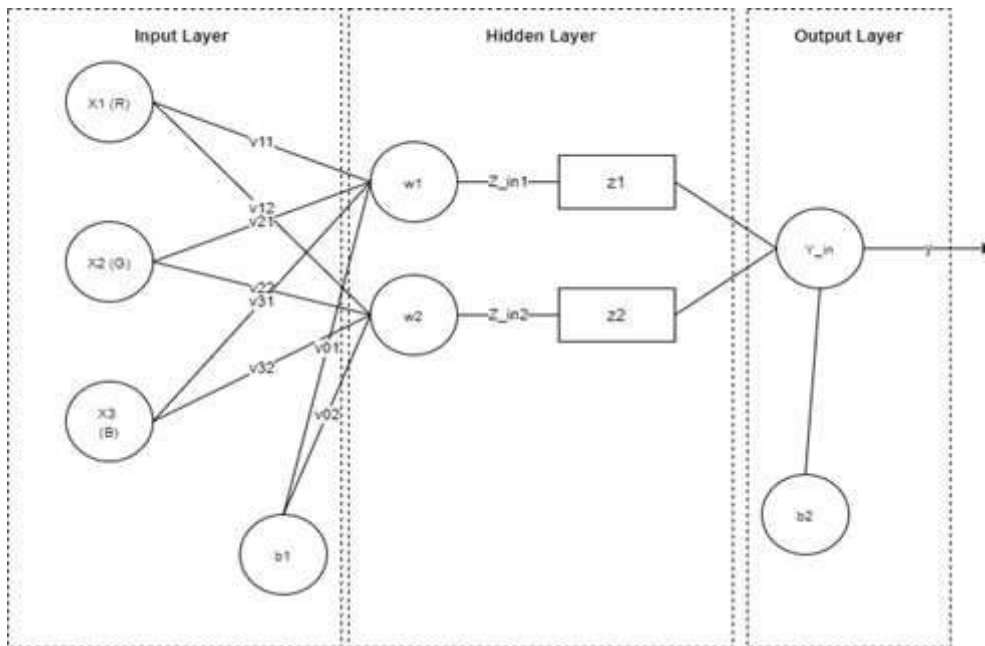
Gambar 2. Model Klasifikasi dengan BPNN

Pada Gambar 2 dijelaskan tahap-tahap klasifikasi kualitas buah apel dengan model Backpropagation Neural Network. Terdapat tahap-tahap utama yaitu ekstraksi citra menggunakan RGB, pembagian dataset, klasifikasi dengan BPNN dan evaluasi. Langkah-langkah pada metode yang diusulkan dijelaskan sebagai berikut:

1. Persiapan dataset yaitu menyiapkan dataset citra apel dengan citra ukuran 256x256 pixel sebanyak 100 citra. Dataset kemudian di proses Ekstraksi citra menggunakan Red, Green, Blue. Red yaitu mengambil nilai pada lapisan Red pada citra dengan persamaan (1). Green yaitu mengambil nilai pada lapisan Green pada citra dengan persamaan (2). Blue yaitu mengambil nilai pada lapisan Blue pada citra dengan persamaan (3)
2. Setelah dataset melalui proses ekstraksi kemudian dibagi menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk proses pelatihan neural network backpropagation. Sedangkan data testing digunakan untuk menguji model yang telah dilatih.
3. Tahap pelatihan atau training, merupakan proses pelatihan neural network dengan metode backpropagation. Pada tahap ini bobot akan disesuaikan sehingga dapat menghasilkan output yang sesuai target dengan error kecil.

4. Neural network yang sudah melalui tahap training akan diuji (tahap testing) dengan data baru untuk mengetahui akurasi dari hasil pelatihan. Output dari neural network merupakan kelas yang terdiri dari kelas “baik” dan kelas “buruk”.
5. Output dari hasil klasifikasi adalah confusion matrix yang akan dihitung akurasinya untuk mengetahui performa dari model klasifikasi.

Perancangan arsitektur neural network pada penelitian ini menggunakan 3 input dan 1 output. Input disesuaikan dengan jenis ekstraksi fitur pada penelitian yaitu Red, Green dan Blue sedangkan outputnya adalah jenis klasifikasi kualitas apel seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Neural Network

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset dibagi menjadi data training dan data testing. Data pada penelitian ini berjumlah 100 citra dengan 44 kelas bagus dan 56 kelas jelek. Hasil proses pada fitur ekstraksi RGB seperti pada Gambar 1.



Gambar 4. Nilai Fitur RGB

Langkah-langkah perhitungan klasifikasi kualitas apel dengan neural network backpropagation dijelaskan sebagai berikut (menggunakan data ke 1).

X <sub>1</sub> (R)	X <sub>2</sub> (G)	X <sub>3</sub> (B)	Label
-0.51613	-0.50877	-0.42593	Buruk (1)

- Inisialisasi Bobot Jaringan. Bobot Awal Input ke hidden layer pada inisialisasi awal didapat secara acak. V<sub>11</sub> = -2,26, V<sub>12</sub> = -0,71, V<sub>21</sub> = -4,80, V<sub>22</sub> = -0,85, V<sub>31</sub> = -6,93, V<sub>32</sub> = -4,96. Bobot awal ke bias hidden layer V<sub>01</sub> = -8,25 dan V<sub>02</sub> = 8,19. Bobot awal hidden layer ke output W<sub>1</sub> = 0,32 dan W<sub>2</sub> = -0,29. Bobot awal bias ke output layer W<sub>0</sub> = 8,73. Untuk pelatihan jaringan ditentukan pula Learning rate = 0,1, maksimum Epoch = 2000, Target error = 0,001.
- Fase 1 : Propagasi Maju (Forward Propagation). Operasi Hidden Layer  $Z_{in1} = v_{01} + v_{11}x_1 + v_{21}x_2 + v_{31}x_3 = -8,25 + -2,26 * -0,51 + -4,80 * -0,5 + -6,93 * -0,42 = -10,30$ .  $Z_{in2} = v_{02} + v_{12}x_1 + v_{22}x_2 + v_{32}x_3 = -8,19 + -0,71 * -0,51 + -0,85 * -0,5 + -4,69 * -0,42 = -7,98$ . Fungsi aktivasi pada hidden layer yaitu  $Z_1 = \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} = 1,000334$ ,  $Z_2 = \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} = 1,000340$ . Operasi pada Output Layer  $y_{in} = w_0 + w_1 * z_1 + w_2 * z_2 = 8,73 + 0,32 * 1,000334 + -2,94 * 1,000340 = 0,997$ . Fungsi aktivasi pada layer output  $y = 0,997$ . Berdasarkan output (y), maka dihitung error. Apabila error memenuhi kondisi (target\_error = 0,001) maka pelatihan berhenti. Apabila error belum memenuhi kondisi dan epoch masih maka pelatihan berlanjut.  $error_{y1} = 1 - 0,997 = 0,003$ . Karena  $error_{y1} = 0,003$  maka pelatihan lanjut.
- Fase 2 : Propagasi Mundur (BPNN).  

$$\delta = (T_1 - y) * \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) * \left[ 1 - \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) \right]$$
 dan  

$$\delta = (1 - 0,997) * \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) * \left[ 1 - \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) \right] = 0,00059$$

$$\Delta w_1 = \alpha * \delta * z_1 = 0,1 * 0,0005 * 1,000334 = 0,000051$$

$$\Delta w_2 = \alpha * \delta * z_2 = 0,1 * 0,0005 * 1,000340 = 0,00005$$

$$\Delta w_0 = \alpha * \delta = 0,1 * 0,0005 = 0,00005$$

$$\delta_{in1} = \delta * w_1 = 0,0005 * 0,32 = 0,00016$$

$$\delta_{in2} = \delta * w_2 = 0,0005 * -0,29 = -0,000145$$

$$\delta_1 = \delta_{in1} * \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) * \left[ 1 - \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) \right] = 0,00031$$

$$\delta_2 = \delta_{in2} * \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) * \left[ 1 - \left( \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} \right) \right] = 0,000088$$

$$\Delta v_{11} = \alpha * \delta_1 * X_1 = 0,1 * 0,00031 * -1 = -0,000031$$

$$\Delta v_{12} = \alpha * \delta_2 * X_1 = 0,1 * 0,000088 * -1 = -0,000031$$

$$\Delta v_{21} = \alpha * \delta_1 * X_2 = 0,1 * 0,00031 * 1 = 0,000031$$

$$\Delta v_{22} = \alpha * \delta_2 * X_2 = 0,1 * 0,000088 * 1 = 0,000088$$

$$\Delta v_{31} = \alpha * \delta_1 * X_3 = 0,1 * 0,00031 * -0,07 = -0,0000217$$

$$\Delta v_{32} = \alpha * \delta_2 * X_3 = 0,1 * 0,000088 * -0,07 = -0,00000616$$

$$\Delta v_{01} = \alpha * \delta_1 = 0,1 * 0,00031 = 0,000031$$

$$\Delta v_{02} = \alpha * \delta_2 = 0,1 * 0,000088 = 0,000088$$
- Fase 3 : Perubahan Bobot. V<sub>11</sub> (baru) = V<sub>11</sub> (lama) + Δv<sub>11</sub> = -2,26 + -0,000031 = -2,260031. V<sub>12</sub> (baru) = V<sub>12</sub> (lama) + Δv<sub>12</sub> = -0,71 + -0,000031 = -0,710031. V<sub>21</sub> (baru) = V<sub>21</sub> (lama) + Δv<sub>21</sub> = -4,80 + 0,000031 = -4,79996. V<sub>22</sub> (baru) = V<sub>22</sub> (lama) + Δv<sub>22</sub> = -0,85 + 0,000088 = -0,849912. V<sub>31</sub> (baru) = V<sub>31</sub> (lama) + Δv<sub>31</sub> = -6,93 + -0,0000217 = -6,9300217. V<sub>32</sub> (baru) = V<sub>32</sub> (lama) + Δv<sub>32</sub> = -4,96 + 0,00000616 = -4,95999384. V<sub>01</sub> (baru) = V<sub>01</sub> (lama) + Δv<sub>01</sub> = -8,25 + 0,2 = -8,05. V<sub>02</sub> (baru) = V<sub>02</sub> (lama) + Δv<sub>02</sub> = 8,19 + 0,0001 = 8,1901. W<sub>1</sub> (baru) = W<sub>1</sub> (lama) + Δw<sub>1</sub> = 0,32 + 0,000051 = 0,320051. W<sub>2</sub> (baru) = W<sub>2</sub> (lama) + Δw<sub>2</sub> = -0,29 + 0,00005 = -0,28995. W<sub>0</sub> (baru) = W<sub>0</sub> (lama) + Δw<sub>0</sub> = 8,73 + 0,002 = 8,732. Proses training akan terus berjalan sampai maksimal epoch (putaran) atau data input pada jaringan menghasilkan output yang sesuai atau target dari minimal error terpenuhi
- Fase 4: Pengujian Data. Misalkan hasil akhir iterasi telah selesai dan diperoleh bobot dan bias akhir sebagai berikut. Bobot Awal Input ke hidden layer.

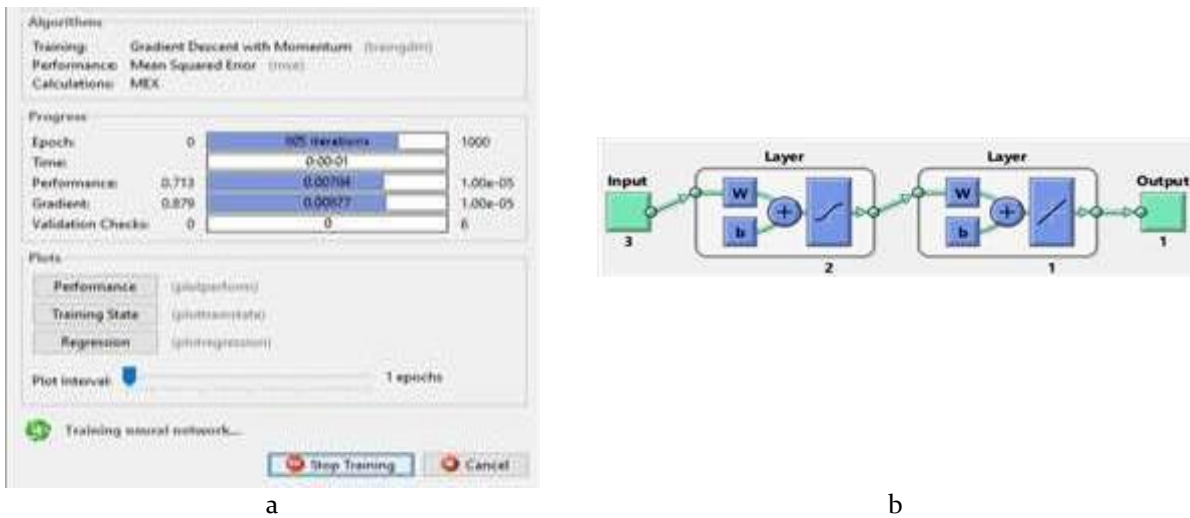
Tabel 1 Nilai Hidden Layer pada Fase Pengujian Data

X <sub>1</sub> (R)	X <sub>2</sub> (G)	X <sub>3</sub> (B)	Label
-0.51613	-0.50877	-0.42593	Buruk (1)

Berdasarkan Tabel 1, diperoleh V<sub>11</sub> = -2,27, V<sub>12</sub> = -0,81, V<sub>21</sub> = -4,80, V<sub>22</sub> = -0,85, V<sub>31</sub> = -5,23, V<sub>32</sub> = -5,26. Bobot awal ke bias hidden layer V<sub>01</sub> = -4,25 dan V<sub>02</sub> = 4,19. Bobot awal hidden layer ke output

$W1 = 0,31$  dan  $W2 = -0,22$ . Bobot awal bias ke output layer  $W0 = 0,93$ . Operasi Hidden Layer  $Z_{in1} = v01 + v11*x1 + v21 * x2 + v31 * x3 = -4,25 + -2,27 * -0,51 + -4,80 * -0,5 + -5,23 * -0,42 = -10,30$ .  $Z_{in2} = v02 + v12*x1 + v22 * x2 + v32 * x3 = 4,19 + -0,81 * -0,51 + -0,85 * -0,5 + -5,26 * -0,42 = -7,98$ . Fungsi aktivasi pada hidden layer  $Z_1 = \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} = 1,000334$  dan  $Z_2 = \frac{2}{(1 + \exp(2 * 10,3049)) - 1} = 1,000340$ . Operasi pada Output Layer  $y_{in} = w0 + w1 * z1 + w2 * z2 = 8,74 + 0,32 * 1,000334 + -2,94 * 1,000340 = 0,998$ . Fungsi aktivasi pada layer output  $y = 0,998$  diteruskan untuk data index selanjutnya sehingga menghasilkan  $error_{y1} = 1 - 0,997 = 0,002$ . Output dari  $y$  menunjukkan bahwa nilai  $0,997$  yaitu mendekati  $1$  maka dapat diketahui bahwa data tersebut masuk dalam kelas  $1$  (kualitas buah: buruk).

Jaringan yang terbentuk seperti pada gambar 4.11 dilatih menggunakan algoritma backpropagation berdasarkan data training pada tabel 4.4. Training merupakan sebuah proses membentuk basis pengetahuan dengan inputan nilai RGB agar neural network dapat mengeluarkan output kualitas Baik (-1) atau Buruk (1).



Gambar 5. Training BPNN: a) Halaman Training Data, b) Arsitektur BPNN

Pada Gambar 3 point a, proses training neural network menggunakan backpropagation ditunjukkan pada gambar 4.12. Training jaringan backpropagation menggunakan epoch = 1000, target error =  $1e-5$  yang berarti  $0,00000001$  dan gradient sebesar  $0,00245$ . Metode pelatihan backpropagation menggunakan Trainingdm yaitu Gradient Descent with Momentum, yang diimplementasikan dengan traingdm, memungkinkan jaringan merespons tidak hanya gradien lokal, tetapi juga tren terkini di permukaan error. Bertindak seperti filter jalur rendah, momentum memungkinkan jaringan mengabaikan fitur-fitur kecil di permukaan error. Tanpa momentum, jaringan dapat terjebak dalam kondisi minimum lokal yang dangkal. Dengan momentum, jaringan dapat meluncur seminimal itu. Pada Gambar 3 point b, jaringan BPNN yang dibuat terdiri dari 3 input (R, G, B), 1 hidden layer input yang terdiri dari 2 neuron, 1 hidden layer output yang terdiri dari 1 neuron dan 1 output. Hidden layer menggunakan fungsi aktivasi tansig dan output layer menggunakan fungsi aktivasi purelin.

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah pengujian metode. Pengujian dilakukan dengan mengklasifikasi 30 data testing. Berdasarkan 30 data citra yang telah dilakukan pengujian klasifikasi ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil perbandingan kualitas buah dari actual class dan predicted class

Nilai Fitur			Perbandingan	
R	G	B	Actual Class	Predicted Class
-0.8789	-0.756	-0.6901	1	1
0.86703	0.76463	0.73361	2	2
-0.0263	-0.1151	-0.2	1	1



-0.6549	-0.5279	-0.5143	1	1
-0.6647	-0.5806	-0.5153	1	1
-0.791	-0.6417	-0.6199	1	1
0.92382	0.92746	0.86565	2	2
-0.7609	-0.6126	-0.5675	1	1
0.92382	0.92746	0.86565	2	2
-0.5191	-0.5037	-0.5207	1	1
0.47719	0.38211	0.31781	2	2
0.83748	0.8097	0.76893	2	2
-0.7063	-0.7108	-0.6301	1	1
0.94382	0.87255	0.7778	2	2
0.89624	0.94288	0.88949	2	2
0.94382	0.87255	0.7778	2	2
0.69889	0.59434	0.53944	2	2
-0.8175	-0.8198	-0.7811	1	1
0.89624	0.94288	0.88949	2	2
-0.8928	-0.7269	-0.6818	1	2
0.9493	0.94843	0.86383	2	2
-0.7769	-0.8006	-0.7695	1	1
-0.8784	-0.7296	-0.7452	1	1
-0.8113	-0.8269	-0.7732	1	1
0.47719	0.38211	0.31781	2	1
-0.8651	-0.7846	-0.7251	1	1
0.81198	0.73859	0.70907	2	2
-0.4017	-0.5348	-0.5945	1	1
0.03744	0.01425	-0.0684	1	1
-0.7862	-0.6564	-0.6115	1	1

Tabel 3. Confusion Matrix

		Actual	
		Bagus	Jelek
Predicted	Bagus	16	1
	Jelek	1	12

$$Accuracy = \left( \frac{True(bagus) + True(jelek)}{N} \right) = \left( \frac{16 + 12}{30} \right) = 0.93$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{16}{16 + 1} = 0.94$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{16}{16 + 1} = 0.94$$

## V. SIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pengujian klasifikasi kualitas buah apel dengan metode Neural Network Backpropagation dan ekstraksi citra RGB, pada akhir laporan penulis dapat memberikan kesimpulan adalah metode yang diusulkan yaitu Neural Network Backpropagation telah berhasil dianalisis untuk menyelesaikan kasus klasifikasi kualitas buah apel bagus atau jelek. Metode Neural Network Backpropagation mempunyai performa yang baik, dibuktikan dari hasil akurasi yang tinggi. Dari 100 dataset dibagi menjadi data training 70 citra dan data testing 30 citra. Hasil pengujian menggunakan data testing yaitu 28 citra masuk kategori benar dalam klasifikasi dan 2 salah sehingga menghasilkan akurasi

93 %, precision 94 persen dan recall 94 persen. Penelitian lebih lanjut dapat menerapkan dan melakukan optimasi terhadap metode backpropagation. Data dapat diolah dengan ekstraksi ciri citra menggunakan metode lain dengan demikian dapat mengetahui hasil klasifikasi dengan metode ekstraksi yang bervariasi. Penelitian dapat diimplementasikan secara langsung maupun dengan variasi algoritma lain untuk optimasi backpropagation seperti algoritma genetika dan lain-lain. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan jumlah dataset terutama pada data latih sehingga basis pengetahuan atau kecerdasan buatan yang terbentuk dari Backpropagation Neural Network menjadi lebih baik sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi

## VI. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada LPPM Universitas Dian Nuswantoro Semarang dalam pembiayaan dari artikel ini, Artikel ini merupakan luaran dari penelitian internal tahun 2021-2022.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amin, M. F., Akbar, S. R., & Widasari, E. R. (2017). Rancang Bangun Sistem Sortir Buah Apel Menggunakan Sensor Warna Dan Sensor Suhu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(3), 236–240.
- Bode, A. (2017). K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 9(2), 188. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195>
- Halela, I. A., Nurhadiyono, B., & Rahmanti, F. Z. (2016). Identifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor ( KNN ) dengan Ekstraksi Fitur Histogram. *Techno.COM*, 1–8.
- Hendrawan, Y., Rohmatulloh, B., Ilmi, F. I., Fauzy, M. R., Damayanti, R., Al Riza, D. F., ... Sandra. (2021). AlexNet convolutional neural network to classify the types of Indonesian coffee beans. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 905(1), 012059. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/905/1/012059>
- Herulambang, W., Hamidah, M. N., & Setyatama, F. (2020). Comparison of SVM and BPNN Methods in the Classification of Batik Patterns Based on Color Histograms and Invariant Moments. *Proceeding - ICoSTA 2020: 2020 International Conference on Smart Technology and Applications: Empowering Industrial IoT by Implementing Green Technology for Sustainable Development*, 31–34. <https://doi.org/10.1109/ICoSTA48221.2020.1570615583>
- Hossain, E., Hossain, M. F., & Rahaman, M. A. (2019). A Color and Texture Based Approach for the Detection and Classification of Plant Leaf Disease Using KNN Classifier. *2nd International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering, ECCE 2019*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ECACE.2019.8679247>
- J.R.Arunkumar, & Tagele berihun Mengist. (2020). Developing Ethiopian Yirgacheffe Coffee Grading Model using a Deep Learning Classifier. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(4), 3303–3309. <https://doi.org/10.35940/ijitee.D1823.029420>
- Li, C., Li, L., Wu, Y., Lu, M., Yang, Y., & Li, L. (2018). Apple Variety Identification Using Near-Infrared Spectroscopy. *Journal of Spectroscopy*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/6935197>
- Li, Y., Cao, G., Wang, T., Cui, Q., & Wang, B. (2020). A novel local region-based active contour model for image segmentation using Bayes theorem. *Information Sciences*, 506, 443–456. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.08.021>
- Moallem, P., Serajoddin, A., & Pourghassem, H. (2017). Computer vision-based apple grading for golden delicious apples based on surface features. *Information Processing in Agriculture*, 4(1), 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2016.10.003>
- Mulyono, I. U. W., Lukita, T. C., Sari, C. A., Setiadi, D. R. I. M., Rachmawanto, E. H., Susanto, A., ... Santoso, D. A. (2020). Parijoto Fruits Classification using K-Nearest Neighbor Based on Gray Level Co-Occurrence Matrix Texture Extraction. *Journal of Physics: Conference Series*, 1501(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1501/1/012017>
- Musacchi, S., & Serra, S. (2018). Apple fruit quality: Overview on pre-harvest factors. *Scientia Horticulturae*, 234(December), 409–430. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2017.12.057>
- Shao, W., Li, Y., Diao, S., Jiang, J., & Dong, R. (2017). Rapid classification of Chinese quince (*Chaenomeles speciosa* Nakai) fruit provenance by near-infrared spectroscopy and multivariate calibration.

*Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 409(1), 115–120. <https://doi.org/10.1007/s00216-016-9944-7>

Tian, Y., Li, E., Yang, L., & Liang, Z. (2018). An image processing method for green apple lesion detection in natural environment based on GA-BPNN and SVM. *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, ICMA 2018*, 1210–1215. <https://doi.org/10.1109/ICMA.2018.8484631>

Warman, K., Harahap, L. A., & Munir, P. (2015). IDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH JERUK DENGAN TEKNIK JARINGAN SYARAF TIRUAN. *Jurnal Rekayasa Pangan Dan Pert*, 3(2), 248–253.

Zhang, B., Fan, S., Li, J., Huang, W., Zhao, C., Qian, M., & Zheng, L. (2015). Detection of Early Rottenness on Apples by Using Hyperspectral Imaging Combined with Spectral Analysis and Image Processing. *Food Analytical Methods*, 8(8), 2075–2086. <https://doi.org/10.1007/s12161-015-0097-7>