



Analisis Algoritma Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Apel Berbasis Ekstraksi Fitur Bentuk Dan Warna

Maulana Fansyuri^{1*}

¹Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: 1*dosen02359@unpam.ac.id

(* : coresponding author)

Abstrak – Penelitian ini membahas pentingnya identifikasi jenis apel dalam berbagai konteks, termasuk industri pertanian, perdagangan, dan penelitian ilmiah. Identifikasi jenis apel memiliki dampak besar dalam manajemen tanaman, pengelolaan persediaan, serta studi tentang sifat genetik dan nutrisi. Namun, proses identifikasi manual seringkali memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan. Oleh karena itu, pengembangan metode otomatis menggunakan teknologi citra menjadi sangat penting. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah menggunakan algoritma Neural Network, yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi keefektifan algoritma Neural Network dalam mengklasifikasikan jenis apel berdasarkan fitur-fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra buah, serta untuk meningkatkan pemahaman kita tentang kinerja algoritma tersebut dalam konteks identifikasi jenis apel. Metode yang terstruktur melibatkan pengumpulan data citra, ekstraksi fitur, implementasi algoritma Neural Network, dan evaluasi kinerja model. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, dengan nilai recall dan precision yang baik untuk kedua jenis apel yang diidentifikasi. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa model Neural Network efektif dalam mengidentifikasi jenis apel berdasarkan fitur-fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra buah, dengan tingkat akurasi mencapai 99.23%.

Kata Kunci: Klasifikasi, Neural Network, Analisa Citra, Fitur Warna dan Bentuk

Abstract – This research discusses the importance of identifying apple types in various contexts, including the agricultural industry, trade, and scientific research. Identification of apple varieties has a major impact on crop management, stock management, and the study of genetic and nutritional traits. However, the manual identification process is often time-consuming and prone to errors. Therefore, the development of automatic methods using image technology is very important. One promising approach is to use Neural Network algorithms, which have been proven effective in image classification. This research aims to evaluate the effectiveness of the Neural Network algorithm in classifying apple types based on shape and color features extracted from fruit images, as well as to improve our understanding of the algorithm's performance in the context of apple type identification. The structured method involves image data collection, feature extraction, implementation of the Neural Network algorithm, and evaluation of model performance. The evaluation results show a high level of accuracy, with good recall and precision values for the two types of apples identified. Thus, this research shows that the Neural Network model is effective in identifying apple types based on shape and color features extracted from fruit images, with an accuracy rate of 99.23%.

Keywords: Classification, Neural Network, Image Analysis, Color and Shape Features

1. PENDAHULUAN

Identifikasi jenis apel merupakan tugas penting dalam berbagai bidang, seperti industri pertanian, perdagangan, dan penelitian ilmiah. Dalam industri pertanian, identifikasi jenis apel membantu petani dalam manajemen tanaman dan pengelolaan panen yang efisien. Di sektor perdagangan, kemampuan untuk mengidentifikasi jenis apel dengan cepat dan akurat sangat penting untuk mengelola persediaan dan memenuhi permintaan pasar. Sementara dalam penelitian ilmiah, identifikasi jenis apel menjadi dasar untuk studi tentang karakteristik genetik, sifat nutrisi, dan variasi morfologi. Namun, identifikasi jenis apel secara manual seringkali memakan waktu dan tenaga, terutama jika terdapat banyak variasi dalam jenis dan bentuk apel yang harus dibedakan. Proses ini juga rentan terhadap kesalahan manusia dan kurang efisien dalam skala besar. Oleh karena itu, pengembangan metode otomatis untuk mengidentifikasi jenis apel menggunakan teknologi citra menjadi sangat penting. Salah satu pendekatan yang menjanjikan dalam pengembangan metode otomatis ini adalah dengan menggunakan algoritma Neural Network. Algoritma Neural Network telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra berdasarkan fitur-fitur tertentu. Dengan memanfaatkan



kekuatan pemrosesan paralel dan kemampuan pembelajaran mesin, Neural Network mampu mengenali pola-pola kompleks dalam citra, termasuk fitur-fitur yang unik untuk membedakan jenis-jenis apel. Dengan demikian, penggunaan algoritma Neural Network dalam identifikasi jenis apel dapat menjadi solusi yang efektif dan efisien untuk meningkatkan proses identifikasi dalam berbagai industri dan penelitian.

Penelitian terkait yang menjadi referensi bagi penulis dalam melakukan penelitian ini adalah penelitian yang dilakukan oleh Rima Dias Ramadhani, dkk. Dengan judul “Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah” (Rima Dias Ramadhani, 2021). Pada penelitian ini dilakukan optimasi penggunaan metode CNN untuk mendapatkan hasil yang akurat dalam mengidentifikasi jenis sampah. Optimasi dilakukan dengan menambah beberapa hyperparameter pada arsitektur CNN. Dengan menambahkan hyperparameter diperoleh nilai akurasi yang tinggi yaitu 91,2%. Dari hasil penelitian tersebut, peneliti menggunakan metode neural network ini untuk menjadi metode yang digunakan dalam mendentifikasi citra buah apel berdasarkan warna dan bentuk.

Meskipun terdapat kemajuan dalam pengembangan teknologi identifikasi citra, masih terdapat tantangan dalam mengadaptasi algoritma Neural Network untuk mengidentifikasi jenis apel berdasarkan fitur bentuk dan warna. Beberapa masalah yang dihadapi meliputi ketepatan klasifikasi, kecepatan pemrosesan, dan skalabilitas terhadap variasi bentuk dan warna apel. Penelitian ini akan membatasi diri pada identifikasi jenis apel berdasarkan ekstraksi fitur bentuk dan warna. Fokus akan diberikan pada penggunaan algoritma Neural Network dalam proses klasifikasi, dengan mempertimbangkan berbagai faktor seperti ukuran dataset, arsitektur model, dan metode evaluasi kinerja.

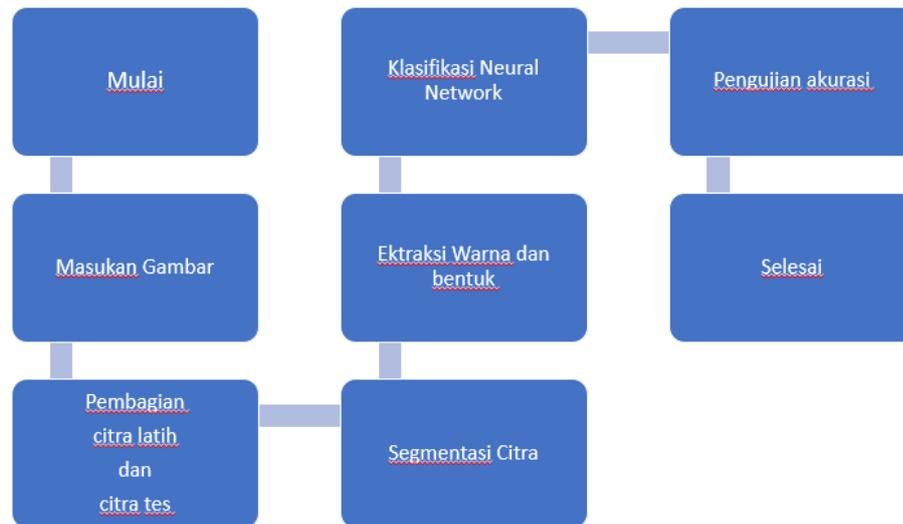
Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi keefektifan algoritma Neural Network dalam mengklasifikasikan jenis apel berdasarkan fitur-fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra buah. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan pemahaman kita tentang kinerja algoritma Neural Network dalam konteks identifikasi jenis apel. Manfaat dari penelitian ini adalah pengembangan metode otomatis yang dapat membantu meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam identifikasi jenis apel, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi identifikasi citra secara umum.

Dengan mengambil pendekatan metodologi yang terstruktur, penelitian ini akan melibatkan beberapa tahap, termasuk pengumpulan data citra apel, ekstraksi fitur bentuk dan warna, implementasi algoritma Neural Network, serta evaluasi kinerja model yang dihasilkan. Metodologi ini akan memungkinkan peneliti untuk secara sistematis menganalisis dan memahami kinerja algoritma Neural Network dalam konteks identifikasi jenis apel, serta menyediakan landasan yang kuat untuk pengembangan sistem identifikasi buah yang lebih canggih di masa depan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metode Penelitian

Metode dalam penelitian ini dilakukan dalam dua fase, yaitu fase pelatihan dan fase pengujian. Dalam fase pelatihan, tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan subset citra yang disebut citra latih. Ada beberapa tahapan dalam proses Analisa citra buah berdasarkan warna dan bentuk, tahapan tersebut termuat dalam diagram alur seperti di bawah ini:



Gambar 1. Metode Penelitian

Berikut penjelasan dari tahapan metode penelitian yang dilakukan:

1. Langkah pertama adalah menyiapkan data set gambar yang akan dianalisa. Dataset gambar yang digunakan adalah 2 gambar buah apel dan melakukan pengambilan gambar sebanyak 160 kali. Gambar buah yang diambil tersebut memiliki *background* yang kompleks sehingga untuk proses selanjutnya harus memisahkan *background* dan objek (*foreground*) dari gambar tersebut.
2. Dari 160 gambar yang telah diambil tersebut akan dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data latih yang terdiri dari 130 gambar dan data tes yang terdiri dari 30 gambar. Citra latih digunakan untuk melatih model Neural Network, sedangkan citra tes digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih.
3. Dari setiap gambar latih dan tes tersebut akan dilakukan segmentasi untuk memisahkan objek (*foreground*) dan *background* menggunakan metode *K-Means Clustering*. Tahapan proses segmentasi menggunakan metode ini yaitu:
 - a. Membaca citra asli
 - b. Menkonversi RGB dari citra tersebut menjadi grayscale
 - c. Melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma *K-Means Clustering* yang bertujuan untuk membagi dua region cluster yaitu kluster 1 untuk region berwarna hitam yang menunjukkan *background* data gambar tersebut dan kluster 2 untuk reguion berwarna kuning yang menunjukkan objek (*foreground*) dari gambar tersebut.
 - d. Memilih region kluster yang memiliki luas paling kecil untuk menunjukkan bahwa region tersebut adalah objek (*foreground*) dari data yang akan diolah.
 - e. Melakukan proses filtering dengan menggunakan median filter pada citra tersebut.
 - f. Melakukan proses operasi morfologi dengan tujuan untuk menghilangkan noise pada hasil filtering sehingga mendapatkan hasil segmentasi yang lebih akurat.
 - g. Mendapatkan data citra biner hasil operasi morfologi tersebut
4. Setelah data citra biner didapatkan dari hasil segmentasi, proses selanjutnya adalah melakukan seleksi warna dan bentuk dari data tersebut, dimana data yang diambil dari fitur warna adalah data rata-rata dari HSV dan data rata-rata dari YCBCR, serta fitur bentuk yang diambil dari eccentricity dan metric.

5. Selanjutnya, dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma Neural Network dengan bantuan platform analisis data seperti RapidMiner. Citra-citra apel beserta fitur-fitur yang diekstraksi digunakan sebagai data latih untuk melatih model Neural Network. Proses pelatihan ini melibatkan pembentukan koneksi antar neuron, pengaturan bobot, dan proses belajar dari contoh-contoh yang diberikan.
6. Setelah melatih model Neural Network, dilakukan pengujian untuk mengukur akurasi klasifikasi model terhadap citra-citra apel yang belum pernah dilihat sebelumnya (citra tes). Akurasi diukur dengan membandingkan label klasifikasi yang dihasilkan oleh model dengan label sebenarnya dari citra apel. Hasil pengujian ini akan memberikan gambaran tentang seberapa baik model Neural Network dapat mengidentifikasi jenis apel berdasarkan fitur bentuk dan warna yang diekstraksi..

2.2 Metode Neural Network

Algoritma Neural Network yang dipilih untuk penelitian ini adalah jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network atau ANN). ANN merupakan model komputasi yang terinspirasi dari struktur dan fungsi jaringan saraf biologis manusia. Dalam konteks pengenalan citra, ANN telah terbukti efektif dalam mempelajari pola-pola yang kompleks dan abstrak dari data citra untuk tujuan klasifikasi.

Langkah-langkah Implementasi:

- a. **Persiapan Data:** Data citra apel yang telah dikumpulkan sebelumnya akan dipersiapkan untuk digunakan dalam pelatihan dan pengujian model. Citra-citra tersebut akan diubah menjadi representasi numerik yang sesuai dengan fitur-fitur ekstraksi yang telah ditentukan sebelumnya.
- b. **Pembentukan Model:** Setelah data siap, langkah selanjutnya adalah membangun model ANN. Ini melibatkan pemilihan jumlah lapisan, jumlah neuron di setiap lapisan, fungsi aktivasi yang digunakan, serta teknik-teknik seperti regularisasi dan dropout untuk mencegah overfitting.
- c. **Pelatihan Model:** Model ANN akan dilatih menggunakan citra-citra apel pada dataset latih. Proses ini melibatkan iterasi berulang di mana bobot-bobot jaringan disesuaikan secara bertahap untuk mengoptimalkan kinerja model terhadap data latih.
- d. **Validasi Model:** Setelah pelatihan selesai, model akan divalidasi menggunakan dataset tes yang terpisah. Langkah ini bertujuan untuk mengukur kinerja model di luar data yang digunakan selama pelatihan, sehingga dapat mengevaluasi kemampuan model dalam menggeneralisasi pola-pola yang dipelajari.
- e. **Penyetelan Hyperparameter:** Proses ini melibatkan penyetelan parameter-parameter model seperti learning rate, jumlah epochs, dan batch size untuk memperbaiki kinerja model.
- f. **Evaluasi Kinerja:** Akhirnya, kinerja model akan dievaluasi menggunakan berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengukur seberapa baik model dapat mengidentifikasi jenis apel berdasarkan fitur bentuk dan warna yang diekstraksi.

Dengan langkah-langkah implementasi yang terstruktur ini, diharapkan model Neural Network dapat berhasil mengidentifikasi jenis apel dengan akurasi yang tinggi berdasarkan fitur-fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra buah.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Citra Collection

Data set yang digunakan terdiri dari 2 jenis jenis citra buah dan masing-masing jenis memiliki 80 citra buah sehingga total data citra yang digunakan sebagai dataset berjumlah 160 data. Dari seluruh dataset ini kemudian dibagi menjadi 2 bagian yaitu 80% akan digunakan sebagai data tes yaitu sebanyak 130 data citra dan 20% akan digunakan sebagai data latih yaitu sebanyak 30 data citra.



Gambar 2. Contoh Dataset

3.2 Image Data Pre-Processing

Pada tahapan ini merupakan tahap segmentasi citra menggunakan metode K-Means Clustering, pada segmentasi ini dilakukan menggunakan aplikasi Matlab untuk dapat melakukan Ekstraksi citra buah menjadi data citra biner yang dapat menghasilkan ekstraksi warna dan bentuk. Tahap awal dalam segmentasi ini yaitu membagi citra buah menjadi dua region cluster yaitu cluster hitam yang menunjukkan background dan cluster kuning yang menunjukkan objek atau foreground.

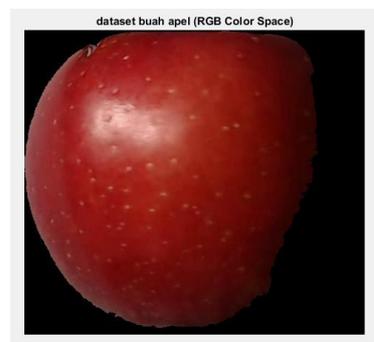
Selanjutnya memilih region kluster yang paling luas pada gambar yang menunjukkan bahwa region tersebut adalah objek atau foreground, sehingga hasil seleksi ini dapat diolah di langkah selanjutnya. Setelah melakukan seleksi objek, langkah selanjutnya adalah melakukan proses filtering dengan menggunakan median filter pada citra. Selanjutnya adalah melakukan proses morfologi yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada gambar yang sudah di filter sehingga dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra.

3.3 Segmentasi Citra

Tahap awal segmentasi ini dilakukan pada fase pelatihan yaitu tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan citra latih. Tahap segmentasi citra menggunakan metode K-Means Clustering, pada segmentasi ini dilakukan menggunakan aplikasi Matlab untuk dapat melakukan Ekstraksi citra buah menjadi data citra biner yang dapat menghasilkan ekstraksi warna dan bentuk. Proses awal segmentasi ini diterapkan pada data tes, yaitu citra buah sebanyak 120 data.

Selanjutnya Pra-processing, yaitu melakukan operator-operator seperti konversi, holes filling, open area. pemilihan buah jika ada buah yang lebih dari satu, untuk case gambar buah lebih dari satu diperlukan metode khusus seperti merging untuk memisahkan buah agar hanya terdapat 1 buah saja didalam frame.

Setelah tampil 1 buah dalam frame, selanjutnya membagi citra buah menjadi dua region cluster yaitu cluster hitam yang menunjukkan background dan cluster kuning yang menunjukkan objek atau foreground.



Gambar 3. Contoh Gambar Hasil Segmentasi Citra

3.4 Ekstraksi warna dan bentuk

Selanjutnya adalah melakukan proses ekstraksi warna dan bentuk menggunakan metode morfologi yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada gambar yang sudah di filter sehingga dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra.

Selanjutnya adalah melakukan proses ekstraksi warna dan bentuk menggunakan metode morfologi yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada gambar yang sudah di filter sehingga dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra.

Hasil dari ekstraksi citra, selanjutnya dibuat data citra training yang merupakan data hasil segmentasi menggunakan metode K-Means Clustering dan ekstraksi citra yang telah disederhanakan agar proses Analisa menggunakan metode naïve bayes lebih terfokus. Data ini berisi fitur warna yang terdiri dari nilai Mean H, Mean S, Mean V, Mean B, Mean R, Mean G dan fitur bentuk dari citra buah yang terdiri dari eccentricity, area dan metric.

Setelah selesai proses ekstraksi warna dan bentuk menggunakan data tes, selanjutnya adalah fase pengujian, yaitu tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan citra tes. Data yang diproses berjumlah 480 data citra. Proses yang dilakukan sama seperti yang diterapkan pada data tes, yaitu proses segmentasi hingga ekstraksi warna dan bentuk

Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra

Tabel 1. Contoh Data Hasil Segmentasi

| No | Jenis | NOMOR BUAH | RedMean | RedMax | RedMin | GreenMean | GreenMax | GreenMin | BlueMean | BlueMax | BlueMin | HueMean | HueMax | HueMin |
|----|---------------|----------------|---------------|---------------|-----------|-----------|----------|----------|-----------|--------------|---------|---------|--------|--------|
| 1 | BraeburnAppel | r0_103 | 125,59 | 242 | 40 | 31,66 | 175 | 0 | 25,94 | 159 | 0 | 0,1086 | 0,9988 | 0 |
| 2 | BraeburnAppel | r0_107 | 125,69 | 247 | 41 | 31,57 | 179 | 0 | 25,35 | 166 | 0 | 0,0975 | 0,9988 | 0 |
| 3 | BraeburnAppel | r0_111 | 142,38 | 255 | 33 | 57,21 | 212 | 0 | 37,24 | 177 | 0 | 0,083 | 0,9986 | 0 |
| 4 | BraeburnAppel | r0_111 | 125,83 | 245 | 41 | 31,54 | 175 | 0 | 25,39 | 163 | 0 | 0,094 | 0,9989 | 0 |
| 5 | BraeburnAppel | r0_115 | 125,29 | 244 | 40 | 31,91 | 172 | 0 | 25,68 | 158 | 0 | 0,0899 | 0,9988 | 0 |
| 6 | BraeburnAppel | r0_119 | 125,31 | 245 | 40 | 32,59 | 183 | 0 | 26,07 | 165 | 0 | 0,0829 | 0,9987 | 0 |
| No | Jenis | SaturationMean | SaturationMax | SaturationMin | ValueMean | ValueMax | ValueMin | Area | Perimeter | Eccentricity | | | | |
| 1 | BraeburnAppel | 0,82 | 1 | 0,2949 | 0,4925 | 0,949 | 0,1569 | 126406 | 1441,83 | 0,4755 | | | | |
| 2 | BraeburnAppel | 0,8246 | 1 | 0,3117 | 0,4929 | 0,9686 | 0,1608 | 125075 | 1407,9 | 0,4851 | | | | |
| 3 | BraeburnAppel | 0,7865 | 1 | 0,2857 | 0,5584 | 1 | 0,1294 | 136502 | 1528,29 | 0,5569 | | | | |
| 4 | BraeburnAppel | 0,8247 | 1 | 0,2949 | 0,4935 | 0,9608 | 0,1608 | 123255 | 1449,08 | 0,489 | | | | |
| 5 | BraeburnAppel | 0,8221 | 1 | 0,2917 | 0,4913 | 0,9569 | 0,1569 | 123494 | 1421,09 | 0,486 | | | | |
| 6 | BraeburnAppel | 0,8198 | 1 | 0,3082 | 0,4914 | 0,9608 | 0,1569 | 123446 | 1382,03 | 0,496 | | | | |

Citra training merupakan data hasil segmentasi menggunakan metode K-Means Clustering dan ekstraksi citra yang telah disederhanakan agar proses Analisa menggunakan metode naïve bayes lebih terfokus. Data ini berisi fitur warna yang terdiri dari nilai Mean H, Mean S, Mean V, Mean R, Mean G, Mean B dan fitur bentuk dari citra buah yang terdiri dari eccentricity, area dan metric

Tabel 2. Contoh Data Citra Training Yang Telah Disederhanakan

| Jenis | Red Mean | Green Mean | Blue Mean | Hue Mean | Saturation Mean | Value Mean | Area | Perimeter | Eccentricity |
|-----------------|----------|------------|-----------|----------|-----------------|------------|-------|-----------|--------------|
| WashingtonAppel | 125.81 | 65.59 | 75.08 | 0.89 | 0.50 | 0.50 | 66127 | 1910.21 | 0.74 |
| WashingtonAppel | 123.59 | 54.55 | 61.15 | 0.88 | 0.55 | 0.48 | 49841 | 2358.66 | 0.70 |
| WashingtonAppel | 128.86 | 54.47 | 61.92 | 0.90 | 0.57 | 0.51 | 40406 | 2155.70 | 0.64 |
| WashingtonAppel | 128.54 | 54.45 | 61.66 | 0.88 | 0.57 | 0.50 | 42907 | 1887.86 | 0.61 |
| WashingtonAppel | 112.71 | 121.03 | 147.93 | 0.64 | 0.25 | 0.58 | 26056 | 3519.54 | 0.68 |

| | | | | | | | | | |
|-----------------|--------|--------|--------|------|------|------|--------|---------|------|
| WashingtonAppel | 128.72 | 54.54 | 61.71 | 0.89 | 0.57 | 0.50 | 45890 | 2396.19 | 0.59 |
| WashingtonAppel | 132.23 | 72.58 | 83.04 | 0.86 | 0.49 | 0.53 | 87527 | 2327.34 | 0.54 |
| WashingtonAppel | 128.05 | 54.31 | 61.37 | 0.90 | 0.57 | 0.50 | 59192 | 3049.46 | 0.30 |
| WashingtonAppel | 136.14 | 69.47 | 80.90 | 0.89 | 0.52 | 0.54 | 81716 | 1809.55 | 0.28 |
| WashingtonAppel | 132.39 | 54.27 | 62.18 | 0.92 | 0.59 | 0.52 | 58292 | 2900.31 | 0.31 |
| WashingtonAppel | 133.42 | 53.94 | 60.82 | 0.92 | 0.59 | 0.52 | 50442 | 2313.92 | 0.48 |
| WashingtonAppel | 133.46 | 53.94 | 60.14 | 0.91 | 0.59 | 0.52 | 46305 | 2422.32 | 0.61 |
| WashingtonAppel | 131.27 | 54.26 | 60.84 | 0.92 | 0.58 | 0.51 | 50709 | 2077.33 | 0.66 |
| WashingtonAppel | 131.09 | 54.87 | 62.04 | 0.93 | 0.58 | 0.51 | 49404 | 2371.19 | 0.72 |
| WashingtonAppel | 126.28 | 54.31 | 61.75 | 0.92 | 0.57 | 0.50 | 64583 | 2432.33 | 0.91 |
| WashingtonAppel | 130.50 | 143.20 | 172.43 | 0.63 | 0.25 | 0.68 | 14277 | 1563.88 | 0.94 |
| WashingtonAppel | 111.05 | 59.44 | 66.11 | 0.81 | 0.47 | 0.44 | 147376 | 2323.04 | 0.76 |
| GoldenAppel | 187.64 | 179.58 | 98.39 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 143319 | 1375.58 | 0.46 |
| GoldenAppel | 187.76 | 179.69 | 98.11 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 142854 | 1376.13 | 0.47 |
| GoldenAppel | 187.39 | 179.47 | 97.45 | 0.15 | 0.50 | 0.73 | 143461 | 1376.32 | 0.47 |
| GoldenAppel | 187.49 | 179.43 | 97.13 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 144413 | 1386.12 | 0.45 |
| GoldenAppel | 186.75 | 178.41 | 90.72 | 0.15 | 0.53 | 0.73 | 141292 | 1362.33 | 0.43 |
| GoldenAppel | 187.34 | 179.25 | 96.63 | 0.15 | 0.50 | 0.73 | 145926 | 1384.77 | 0.43 |
| GoldenAppel | 187.22 | 179.22 | 96.45 | 0.15 | 0.51 | 0.73 | 147044 | 1403.15 | 0.41 |
| GoldenAppel | 111.45 | 105.08 | 52.51 | 0.15 | 0.56 | 0.44 | 18355 | 2915.75 | 0.63 |
| GoldenAppel | 117.07 | 110.30 | 55.49 | 0.15 | 0.56 | 0.46 | 19538 | 3030.36 | 0.54 |
| GoldenAppel | 188.18 | 180.37 | 97.32 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 148051 | 1399.07 | 0.39 |
| GoldenAppel | 188.30 | 180.61 | 97.74 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 148216 | 1410.09 | 0.39 |
| GoldenAppel | 188.07 | 180.53 | 97.62 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 148251 | 1417.17 | 0.39 |
| GoldenAppel | 187.69 | 180.17 | 97.58 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 148573 | 1406.57 | 0.38 |
| GoldenAppel | 187.77 | 180.26 | 97.46 | 0.15 | 0.50 | 0.74 | 148374 | 1397.50 | 0.39 |

4. IMPLEMENTASI

4.1 Preprocessing

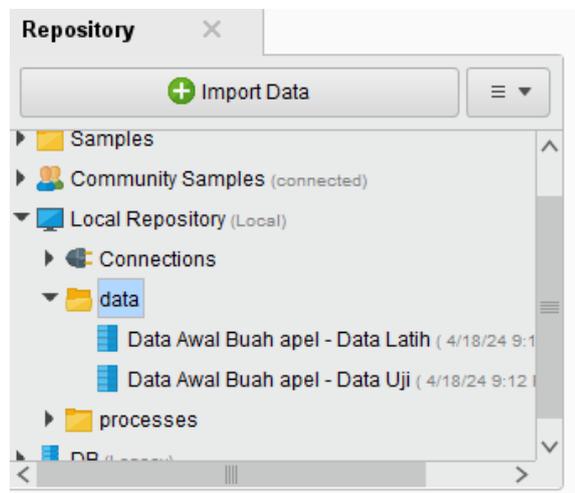
Pada penelitian ini, penulis menggunakan aplikasi Rapidminer Analisa datanya. RapidMiner dipilih sebagai platform analisis data dalam penelitian pengenalan citra bunga menggunakan Neural Network dan fitur warna dan bentuk karena kemudahan penggunaannya, fleksibilitas analisis data, fitur visualisasi yang kuat, integrasi dengan algoritma pemodelan, dan dukungan luas dari komunitas pengguna. Ini memungkinkan peneliti untuk dengan mudah menerapkan dan menyesuaikan model Neural Network, serta melakukan eksperimen dengan berbagai konfigurasi kernel dan parameter untuk mencapai hasil optimal dalam pemahaman dan pengenalan citra bunga.

Setelah dilakukan proses ekstraksi fitur warna dan bentuk, Langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah pengolahan data menggunakan aplikasi Rapidminer. Pengolahan Data di RapidMiner dimulai dengan memuat dataset citra buah ke dalam platform. Langkah pertama adalah impor dataset ke dalam RapidMiner, yang dapat dilakukan dengan menentukan lokasi file atau menghubungkan ke sumber data eksternal. Setelah data dimuat, proses preprocessing dimulai.

Dalam konteks ini, langkah-langkah preprocessing melibatkan normalisasi, penghapusan noise, dan pengaturan atribut. Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki rentang nilai yang seragam, sehingga mencegah dominasi fitur tertentu dalam proses pemodelan. Penghapusan noise, seperti artefak atau gangguan yang tidak relevan, dilakukan untuk meningkatkan kualitas data. Terakhir, pengaturan atribut dapat melibatkan pemilihan atau transformasi fitur untuk memperbaiki representasi data dan meningkatkan kinerja model. Proses ini memastikan bahwa data yang digunakan untuk pelatihan model Neural Network bersih, terstruktur, dan siap untuk analisis lebih lanjut.

4.2 Penggunaan Neural Network di RapidMiner

Pada tahap ini, dijelaskan tahap Analisa metode Neural Network menggunakan aplikasi Rapidminer. Langkah awal dalam proses ini adalah memasukan data hasil ekstraksi citra bunga ke dalam aplikasi. Data terdiri dari upload ada dua data, yaitu data latih yang berisi 130 data hasil ekstraksi dan data uji yang berisi 30 hasil ekstraksi. Proses upload data ke aplikasi Rapidminer ini dilakukan menggunakan fitur import data ke aplikasi, sehingga data akan tersimpan ke local repository di aplikasi rapidminer.



Langkah selanjutnya adalah mendesain proses objek yang akan digunakan untuk proses Analisa. Objek-objek yang digunakan adalah:

1. *Retrieve Data*

Tahap awal dalam menggunakan RapidMiner adalah mengakses dan memuat data yang diperlukan. Dalam proses ini, operator "retrieve" digunakan dalam alur kerja RapidMiner. Operator retrieve memungkinkan akses data yang tersimpan, baik dalam format file lokal maupun dari sumber data eksternal, dan memasukkannya ke dalam alur kerja. Data yang diambil dapat berupa data training yang akan digunakan untuk melatih model, serta data uji yang diperlukan untuk menguji kinerja model yang sudah dilatih. Dengan memanfaatkan operator retrieve, pengguna dapat dengan mudah dan efisien mengakses data yang diperlukan untuk analisis lanjutan dalam RapidMiner.

2. *Apply Model*

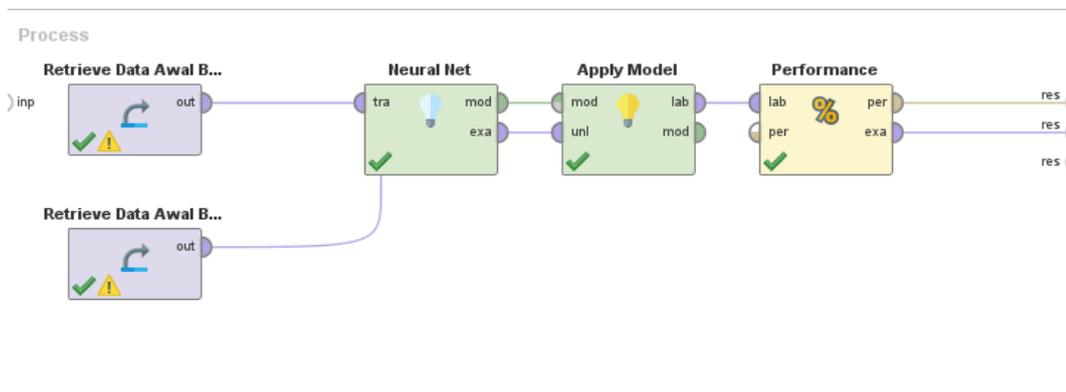
Setelah proses pelatihan model menggunakan data training, langkah berikutnya adalah menerapkannya pada data uji atau data yang belum diberi label menggunakan operator Apply Model di RapidMiner. Operator Apply Model memungkinkan pengguna untuk menerapkan model yang telah dipelajari sebelumnya pada data baru yang tidak memiliki label. Dengan menerapkan model pada data uji, pengguna dapat mengamati bagaimana model yang telah dilatih melakukan prediksi atau klasifikasi terhadap data yang belum dikenal sebelumnya. Hal ini memfasilitasi evaluasi kinerja model dengan menguji kemampuannya dalam menggeneralisasi pola yang telah dipelajari dari data training pada data baru. Dengan menggunakan operator Apply Model, pengguna dapat

mengevaluasi efektivitas model yang telah dikembangkan dalam melakukan prediksi atau klasifikasi terhadap data yang belum terlihat sebelumnya.

3. Performance

Operator "performance" dalam RapidMiner digunakan untuk menilai kinerja model yang telah dilatih dan diaplikasikan pada data uji. Dengan menggunakan operator ini, pengguna dapat dengan mudah mendapatkan daftar nilai kriteria kinerja yang relevan sesuai dengan tugas yang sedang dijalankan, seperti klasifikasi. Beberapa kriteria kinerja yang sering digunakan dalam konteks klasifikasi meliputi akurasi (accuracy), presisi (precision), dan recall. Akurasi mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan instansi secara keseluruhan, sementara presisi dan recall memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan instansi positif dan negatif secara akurat dan komprehensif. Dengan memanfaatkan operator performance, pengguna dapat dengan cepat memperoleh informasi mengenai kinerja model dan membuat keputusan berdasarkan hasil evaluasi tersebut. Ini memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi seberapa baik model telah menangani tugas yang diberikan dan apakah diperlukan penyesuaian tambahan untuk meningkatkan kinerja model.

Adapun bentuk hasil desain yang akan dianalisa adalah seperti gambar dibawah ini.



Setelah proses dijalankan, hasil performance menunjukkan bahwa nilai recall true Washington Apple sebesar 98.46%, nilai recall true Golden Apple sebesar 100%, nilai class precision prediksi Washington Apple sebesar 100%, nilai class precision prediksi Golden Apple sebesar 98.48%, dan tingkat akurasi metode Neural Network ini cukup tinggi, yakni sebesar 99.23%.

accuracy: 99.23%

| | true WashingtonAppel | true GoldenAppel | class precision |
|-----------------------|----------------------|------------------|-----------------|
| pred. WashingtonAppel | 64 | 0 | 100.00% |
| pred. GoldenAppel | 1 | 65 | 98.48% |
| class recall | 98.46% | 100.00% | |

5. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, Data set yang digunakan terdiri dari dua jenis citra buah, masing-masing dengan 80 citra buah, sehingga total data citra yang digunakan adalah 160. Dari seluruh dataset ini, dibagi menjadi dua bagian, di mana 80% digunakan sebagai data uji (130 citra) dan 20% sebagai data latih (30 citra). Setelah proses ekstraksi fitur warna dan bentuk, data diproses menggunakan aplikasi RapidMiner. Langkah-langkah preprocessing melibatkan impor dataset, normalisasi, penghapusan noise, dan pengaturan atribut. Proses ini memastikan data yang digunakan untuk melatih model Neural Network bersih dan siap untuk analisis lebih lanjut. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi, dengan nilai recall true Washington Apple sebesar 98.46%, nilai recall true Golden Apple sebesar 100%, nilai class precision prediksi Washington



Apple sebesar 100%, nilai class precision prediksi Golden Apple sebesar 98.48%, dan tingkat akurasi metode Neural Network mencapai 99.23%. Ini menunjukkan bahwa model Neural Network efektif dalam mengidentifikasi jenis apel berdasarkan fitur-fitur bentuk dan warna yang diekstraksi dari citra buah.

REFERENCES

- M. Oltean, "Fruits 360 dataset: new research directions," vol. 1, no. October 2018, 2018, doi: 10.17632/rp73yg93n8.1.
- Maulana Fansyuri and O. Hariansyah, "Pengenalan Objek Bunga dengan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk Menggunakan Metode Morfologi dan Naïve Bayes," *J. Sist. dan Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 70–80, 2020, doi: 10.30864/jsi.v15i1.338.
- A. P. W. Riri Nada Devita, Heru Wahyu Herwanto, "Perbandingan kinerja metode Naive Bayes dan KNN untuk klasifikasi artikel berbahasa indonesia," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 427–434, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854773.
- A. Ciputra, D. R. I. M. Setiadi, E. H. Rachmawanto, and A. Susanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Manalagi Dengan Algoritma Naive Bayes Dan Ekstraksi Fitur Citra Digital," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 465–472, 2018, doi: 10.24176/simet.v9i1.2000.
- D. P. Utomo, "Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 4, no. April, pp. 437–444, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i2.2080.
- N. Wijaya and A. Ridwan, "Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors," *Sisfokom*, vol. 08, no. 1, pp. 74–78, 2019.
- H. Muchtar and F. Said, "Sistem Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Metode Robert Filter dan Framing Image Berbasis Pengolahan Citra Digital," *Resist. (elektRONIKA kEndali Telekomun. tenaga List. kOMputeR)*, vol. 2, no. 2, p. 105, 2019, doi: 10.24853/resistor.2.2.105-112.
- R. A. Syawalia, S. Rasyad, and D. A. Pratama, "Implementasi Fuzzy Logic pada Sistem Sortir Otomatis Alat Penghitung Jumlah Buah Apel," *J. Tek. Elektro Dan Vokasional*, vol. 06, no. 02, pp. 421–432, 2020.
- T. Imandasari, E. Irawan, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air," *Pros. Semin. Nas. Ris. Inf. Sci.*, vol. 1, no. September, p. 750, 2019, doi: 10.30645/senaris.v1i0.81.
- Johan Wahyudi and Ihdahubbi Maulida, "Pengenalan Pola Citra Kain Tradisional Menggunakan Gcm Dan Knn," *J. Teknol. Inf. Univ. Lambung Mangkurat*, vol. 4, no. 2, pp. 43–48, 2019, doi: 10.20527/jtiilm.v4i2.37.
- B. Salsabila, Alifa, Puteri, D. Yunita, Rika, and C. Rozikin, "Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstrasi Warna HSV dan Tekstur GLCM," *Technomedia J.*, vol. 6, no. 1, pp. 124–137, 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i1.1667.
- Y. D. Muhammad Siddik, Hendri, Ramalia Noratama Putri and Gustientiedina, "Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Perguruan Tinggi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 40–51, 2014.
- N. Yelliy N, "Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization Dan Spesification Pada Citra Abu-Abu," *J-Icon*, vol. 7, no. 1, pp. 87–95, 2019.
- D. A. Nasution, H. H. Khotimah, and N. Chamidah, "Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN," *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, p. 78, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.
- P. Nielsen, "Coastal and estuarine processes," *Coastal And Estuarine Processes*. pp. 1–360, 2009, doi: 10.1142/7114.