

Optimasi Klasifikasi Bunga Kantong Semar Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, Data Augmentasi Dan PSO

Dadang Iskandar Mulyana¹, Herdiyansyah Hartanto², Mesra Betty Yel³

^{1,2,3} Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika

e-mail: ¹mahvin2012@gmail.com, ²herdiyansyahhh3@gmail.com, ³optime.mby@gmail.com

Abstrak

Populasi kantong semar yang ditemukan di alam semakin berkurang dapat disebabkan oleh dua factor yakni faktor pertama dikarenakan dampak yang ditimbulkan oleh kerusakan hutan, dimana hutan tersebut sebagai tempat tumbuh dan berkembangnya tanaman kantong semar. Saat ini Bunga Kantong semar diklasifikasikan berdasarkan analisa bentuk atau jenis secara visual mata manusia. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan bunga kantong semar berdasarkan jenisnya menggunakan teknik pengumpulan data. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah nilai Red, Green, dan Blue (RGB) untuk mendapatkan ciri pada citra warna. Kemudian hasil ekstraksi fitur tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan bunga kantong semar dengan metode Naïve Bayes. Data citra kantong semar yang digunakan berjumlah 1750 citra untuk data train dan citra untuk data test 350 dengan masing-masih 5 data test setiap jenis citra, data uji yang menghasilkan nilai evaluasi dengan nilai akurasi pelatihan 97,60% pada metode Naïve Bayes.

Kata Kunci : Kantong Semar, Naïve Bayes, Klasifikasi

Abstract

Currently, Semar bag flowers are classified based on the visual analysis of the shape or type of the human eye. This method is neither effective nor efficient. This study aims to classify the pitcher flower according to its type using data collection techniques. Feature extraction used is the value of Red, Green, and Blue (RGB) to get the characteristics of the color image. Then the result of feature extraction is used to classify pitcher flowers using the Naïve Bayes method. Semar bag image data used are 1750 images for train data and 350 images for test data with 5 test data for each type of image, test data that produces an evaluation value with a training accuracy value of 97.60% on the Naïve Bayes method.

Keyword : *Nepenthes, Naïve Bayes, Classification*

1. Pendahuluan

Kantong semar merupakan tanaman yang unik dan langka di Indonesia. Status tanaman ini termasuk tanaman yang dilindungi berdasarkan Undang- Undang No. 5 Tahun 1990 tentang Konservasi Sumberdaya Hayati dan Ekosistemnya. Berkurangnya populasi kantong semar dari tahun ke tahun menjadikan tanaman ini semakin langka sehingga masuk dalam Convention on International Trade in Endangered Species (CITES) pada Tahun 2008 menyatakan bahwa *Nepenthes rajah*, *Nepenthes alata*, dan *Nepenthes khasiana* masuk dalam kategori Appendix-1 yang

merupakan tanaman yang wajib segera dilakukan konservasi karena populasi di alam sudah terancam punah sedangkan sisanya masuk dalam kategori Appendix-2 termasuk *N. ampullaria* dan *N. mirabilis*, juga tanaman yang mendekati kepunahan namun masih ditemukan keberadaannya di alam, bila dibandingkan dengan Appendix-1. (2019)

Populasi kantong semar yang ditemukan di alam semakin berkurang dapat disebabkan oleh dua factor yakni faktor pertama dikarenakan dampak yang ditimbulkan oleh kerusakan hutan, dimana hutan tersebut sebagai tempat tumbuh dan

berkembangnya tanaman kantong semar ini, bila hutan rusak atau habis secara langsung maupun tidak langsung dapat menimbulkan berkurangnya populasi kantong semar ini. (Syukri Mustafa et al., 2017) Faktor kedua dapat disebabkan oleh faktor tanaman itu sendiri baik secara genetik maupun fisik, dimana kantong semar secara morfologi memiliki ukuran benih yang sangat kecil dan secara genetic benih ini sulit tumbuh secara alami, sehingga jarang sekali bahkan sama sekali kita tidak menemukan bibit atau tanaman ini tumbuh secara dominan dilapangan sebagaimana yang terjadi pada bibit tanaman lain yang memiliki daya adaptasi dan kemampuan benihnya untuk tumbuh secara bebas. (Yulia & Solecha, 2021) Hal ini disebabkan benih kantong semar memiliki cadangan makanan yang relatif sedikit sehingga keberadaan kandungan makanan yang dimiliki oleh benih ini berpengaruh pada daya berkecambah dan dapat menyebabkan daya kecambah benih menjadi sangat rendah. Oleh sebab itu agar daya kecambah benih maksimal, dengan kata lain jumlah benih yang berhasil tumbuh secara normal banyak diperlukan tindakan budidaya khusus sebagai tindakan atau upaya memaksimalkan kemampuan benih untuk tumbuh.

Seiring perkembangan zaman, semakin bermunculan cara dan teori-teori baru yang ditemukan sehingga pekerjaan yang sebelumnya sulit atau lama dilakukan menjadi lebih mudah dan cepat. Deep Learning tentang proses learning representations secara berturut-turut dari suatu data yang ditekankan pada banyaknya layer jaringan saraf tiruan yang digunakan. (Muhammad Mansur, n.d.) Metode Naïve Bayes adalah salah satu algoritma pembelajaran induktif yang paling efektif dan efisien untuk machine learning dan data mining. Augmentasi data adalah strategi yang memungkinkan praktisi untuk secara signifikan meningkatkan keragaman data yang tersedia untuk model pelatihan, tanpa benar-benar mengumpulkan data baru. Teknik augmentasi data seperti cropping, padding, dan flipping horizontal umumnya digunakan untuk melatih jaringan neural besar. (Sanjaya & Ayub, 2020)

1.1 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk mencari model yang dapat membagi suatu data berdasarkan kelasnya. Dengan melakukan proses ini suatu objek dapat dikenali dan

dikelompokkan berdasarkan kelasnya dengan cara memperkirakan berdasarkan hasil dari model yang telah dibentuk. Klasifikasi dokumen adalah bagian proses yang penting dalam bidang sistem informasi, khususnya untuk pengetahuan bisnis. (Muhabatin et al., 2021) Proses klasifikasi terbagi menjadi dua tahapan yaitu pelatihan (learning) yaitu tahap pembelajaran terhadap suatu data yang telah diketahui kelasnya dan pengujian (testing) yaitu melakukan evaluasi tingkat kinerja dari model hasil dari tahap learning dengan data baru yang disebut data uji. (Adenugraha et al., 2022) Keluaran dari tahap ini berupa tingkat keakuratan suatu model dalam memprediksi data yang belum diketahui kelasnya yaitu dengan data uji. (Annur, 2018)

1.2 Citra Digital

Citra digital merupakan suatu matriks di mana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Untuk sebuah citra digital, setiap piksel memiliki nilai integer yakni gray level yang menunjukkan amplitudo atau intensitas dari piksel tersebut. Citra merupakan fungsi dua dimensi yang kedua variabelnya yaitu nilai amplitudo dan koordinatnya merupakan nilai integer. (Sartika, n.d.)

1.3 Pengolahan Citra

Dalam pengolahan citra ini dilakukan dengan beberapa teknik untuk manipulasi citra agar dapat diketahui perbedaan atau ciri khas yang membedakan antara citra yang satu dengan citra yang lain. Pengolahan citra adalah proses memanipulasi citra dengan mesin komputer dengan maksud agar kualitas citra tersebut menjadi lebih baik. (Saprudin, n.d.) Pengolahan citra digital sendiri adalah ilmu yang mempelajari tentang teknik mengolah citra digital. Citra yang dimaksud adalah gambar dua dimensi (foto), sedangkan digital mempunyai maksud bahwa pengolahan citra/gambar dilakukan secara digital menggunakan computer. (Ciputra et al., 2018)

1.4 Naïve Bayes

Algoritma Naive Bayes Algoritma Naive Bayes merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. (Febri Istighfarin et al., 2020) Naive Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang

dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes. (Vembandasampy et al., 2015) Teorema tersebut dikombinasikan dengan Naive dimana diasumsikan kondisi antar atribut saling bebas. (Fuzy Yustika Manik, n.d.)

Gambar 1 Naive Bayes

Klasifikasi Naive Bayes diasumsikan bahwa ada atau tidak ciri tertentu dari sebuah kelas tidak ada hubungannya dengan ciri dari kelas lainnya.

Persamaan dari teorema Bayes adalah :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)}$$

Keterangan :

X : Data dengan class yang belum diketahui

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik

$P(H|X)$: Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (posteriori probability)

$P(H)$: Probabilitas hipotesis H (prior probability)

$P(X|H)$: Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

$P(X)$: Probabilitas X

Untuk menjelaskan teorema Naive Bayes, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, teorema bayes di atas disesuaikan sebagai berikut :

$$P(C|F_1...F_n) = \frac{P(C)P(F_1...F_n|C)}{P(F_1...F_n)}$$

Dimana Variabel C merepresentasikan kelas, sementara variabel $F_1 \dots F_n$ merepresentasikan karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas C (Posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut prior), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik karakteristik sampel pada kelas C (disebut juga likelihood), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik - karakteristik sampel secara global (disebut juga evidence). Karena itu, rumus diatas dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut:

$$\text{Posterior} = \frac{\text{Prior} \times \text{likelihood}}{\text{evidence}}$$

Nilai Evidence selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari posterior tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai nilai posterior kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan. Penjabaran lebih lanjut rumus Bayes tersebut dilakukan dengan menjabarkan $(C|F_1...F_n)$ menggunakan aturan perkalian sebagai berikut :

$$\begin{aligned} P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1, \dots, F_n|C) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, |C, F_1, F_2) \\ &P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\ &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, |C, F_1, F_2) \\ &P(F_n|C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \end{aligned}$$

Dapat dilihat bahwa hasil penjabaran tersebut menyebabkan semakin banyak dan semakin kompleksnya faktor faktor syarat yang mempengaruhi nilai probabilitas, yang hampir mustahil untuk dianalisa satu persatu. Akibatnya, perhitungan $(F_1, F_2 \dots F_n)$ tersebut menjadi sulit untuk dilakukan. Disinilah digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi (naif), bahwa masing masing petunjuk saling bebas (independen) satu sama lain. (Kurniawan, 2018) Dengan asumsi tersebut, maka berlaku suatu kesamaan sebagai berikut:

$$P(P_i|F_j) = \frac{P(F_i \cap F_j)}{P(F_j)} = \frac{P(F_i)P(F_j)}{P(F_j)} = P(F_i)$$

Untuk $i \neq j$, Sehingga

$$P(F_i|C, F_j) = P(F_i|C)$$

Dari persamaan diatas dapat disimpulkan bahwa asumsi independensi naif tersebut membuat syarat peluang menjadi sederhana, sehingga perhitungan menjadi mungkin untuk dilakukan. Selanjutnya, penjabaran $P(C|F_1, \dots, F_n)$ dapat disederhanakan menjadi :

$$\begin{aligned} P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C)P(F_3|C) \dots \\ &= P(C) \prod_{i=1}^n P(F_i|C) \end{aligned}$$

Persamaan diatas merupakan model dari teorema Naive Bayes yang selanjutnya akan digunakan dalam proses klasifikasi. (Muhabatin et al., 2021) Untuk klasifikasi dengan data kontinyu digunakan rumus Densitas Gauss :

$$P(X_i = x_i | Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{oij}}} e^{-((x_i - a_{ij})^2) / 2\sigma_{ij}^2}$$

Keterangan :

P : Peluang

X_i : Atribut ke i

x_i : Nilai atribut ke i

Y : Kelas

Y_j : Sub kelas Y yang dicari

U : Mean, menyertakan rata-rata dari seluruh atribut

O : Deviasi standar, menyertakan varian dari seluruh atribut

1.5 Data Augmentasi

Data Augmentation adalah teknik yang memperkenalkan sampel baru klasifikasi dengan menerapkan transformasi pada sampel nyata. Penelitian (Shijie & Ping n.d.) menyatakan Data Augmentation method dibagi menjadi dua yaitu :

1. Unsupervised Data Augmentation

Unsupervised Data Augmentation adalah metode augmentasi yang tidak terkait dengan data label. Yang termasuk kedalam unsupervised data augmentation adalah sebagai berikut :

a. Cropping Cropping adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara memangkas bagian dari gambar asli dan merubah ukuran gambar yang dipangkas ke resolusi tertentu.

b. Flipping Flipping adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara membalikan gambar secara horizontal maupun vertikal.

c. Rotation Rotation adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara memutar gambar secara acak.

d. Shifting Shifting adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara gambar digeser ke arah kiri atau kanan, jarak terjemahan dan panjang langkah dapat ditentukan secara manual untuk mengubah lokasi konten gambar.

e. Color Jittering Color Jittering adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara mengubah secara acak faktor saturasi warna, kecerahan dan kontras dalam ruang warna gambar.

f. Noise Noise adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara menambahkan noise secara acak ke saluran RGB dari setiap pixel dalam gambar.

g. PCA Jittering PCA (Principal Component analysis) Jittering adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara melakukan PCA pada gambar untuk mendapatkan komponen utama, kemudian ditambahkan ke gambar asli dengan gangguan gaussian sebesar (0,0,1) untuk menghasilkan gambar baru.

2. Supervised Data Augmentation

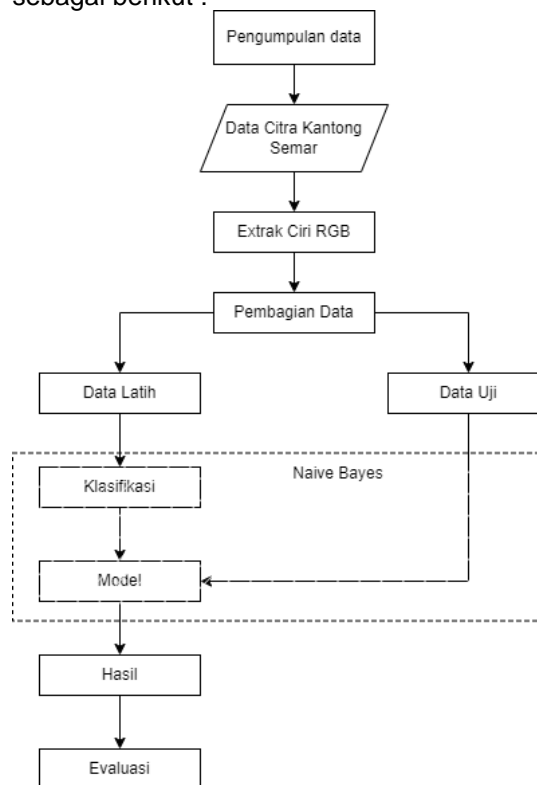
Supervised Data Augmentation adalah metode augmentasi yang terkait dengan

data label. Yang termasuk kedalam metode supervised data augmentation adalah :

a. Generative Adversarial Network (GAN). GAN model terdiri dari model Generatif (G) dan model Diskriminatif (D). Dalam proses pelatihan, G diajarkan untuk memetakan dari ruang laten ke distribusi data tertentu yang menarik dan D secara bersamaan diajarkan untuk membedakan antara contoh dari data yang benar.

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan algoritma Naïve Bayes. Pengacakan Data menggunakan Metode *Holdout* yang bertujuan Untuk pembagian data training dan data testing dilakukan secara acak dengan persentase 80% untuk data training dan 20% untuk data testing . Untuk masing – masing skenario, dilakukan 5 kali percobaan. Software yang digunakan dalam analisa data citra kantong semar adalah software Matlab. Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 2 Penerapan Metodologi

Dari gambar 2 diatas tahap awal yang dilakukan dengan memasukan citra berupa dataset yang sudah dipersiapkan sebelumnya dan terbagi menjadi 2 yaitu data train dan data test. Sebagian besar data

gambar dalam penelitian ini diunduh dari web, yang tentu saja memiliki berbagai ukuran. Sejalan dengan itu, preprocessing gambar dilakukan untuk mendapatkan gambar siap pakai yang kemudian ditangani lebih lanjut, baik untuk kebutuhan ekstraksi maupun kebutuhan klasifikasi data. (Arif Riyanto et al., 2021) Proses tersebut dilakukan menggunakan beberapa langkah preprocessing data yang dapat dilakukan dalam klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes.

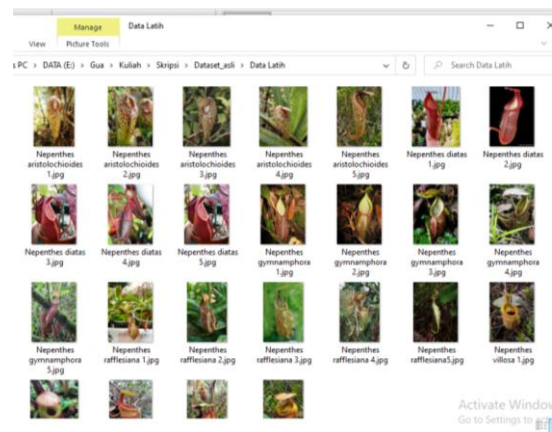
2.1. Dataset

Dataset ini adalah citra bunga kantong semar yang tersebar dari berbagai sumber dalam *internet*. Sedangkan untuk sampel dalam penelitian ini hanya mengambil 5 jenis bunga kantong semar dengan total sampel sebanyak 1750 citra untuk data *train* dan citra untuk data *testing* 350 dengan masing-masih 5 data *test* setiap jenis citra. Berikut adalah 5 variabel yang digunakan dalam penelitian ini beserta penjelasannya :

Tabel 1 Dataset Penelitian

N	Variabel	Latih	Uji	Definisi Operasional Variabel
1	Nepenthes aristolochio ides	350	50	Citra berupa kantong semar Nepenthes aristolochioides
2	Nepenthes diatas	350	50	Citra berupa kantong semar Nepenthes diatas
3	Nepenthes gymnamph ora	350	50	Citra berupa kantong semar Nepenthes gymnamphora
4	Nepenthes rafflesiana	350	50	Citra berupa kantong semar

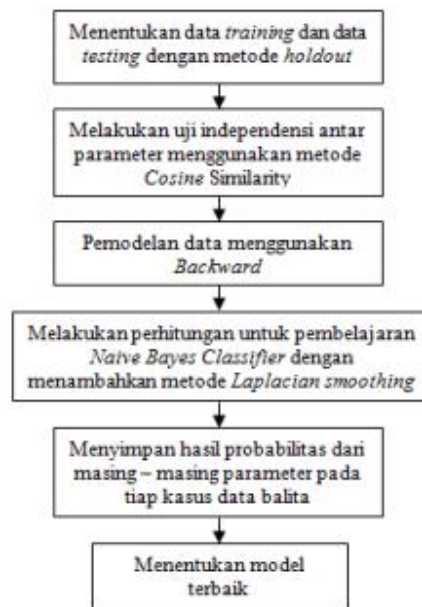
				Nepenthes rafflesiana
5	Nepenthes villosa	350	50	Citra berupa kantong semar Nepenthes villosa



Gambar 3 Hasil Download Citra

2.2 Rancangan Pengujian

Pada penelitian ini digunakan model naïve bayes.



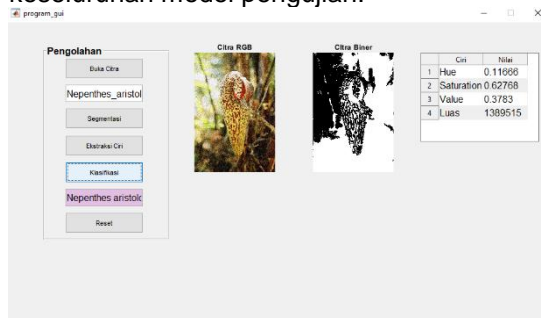
Gambar 3 Klasifikasi Naive Bayes

Rancangan pengujian dilakukan untuk melakukan evaluasi setiap model yang dihasilkan oleh naïve bayes. Pengujian ini dilakukan dengan dua tahap yaitu tahapan training dan tahapan testing. Tahap training

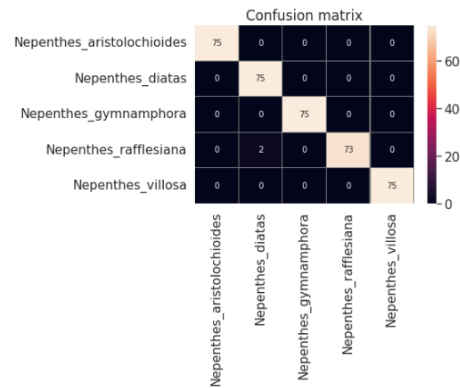
merupakan tahap dimana model *Holdout*. Untuk pembagian data training dan data testing dilakukan secara acak dengan persentase 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Untuk masing – masing skenario, dilakukan 5 kali percobaan. Tahap Testing merupakan tahap pengujian model yang sudah dilakukan tahap pelatihan. Jumlah data uji (test) dalam penelitian ini sebanyak 250 citra kantong semar. Pada tahap ini model diuji dengan gambar yang berbeda dengan tujuan menguji apakah model sudah menghasilkan performa dan nilai akurasi yang baik dalam mengklasifikasikan sebuah gambar.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian dilakukan untuk mendapatkan hasil akurasi dari setiap model uji yang dibuat sebelumnya. Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah data 5 jenis citra kantong semar dengan jumlah data latih (*train*) sebanyak 1750. Kemudian data uji (*test*) sebanyak 350 citra kantong semar. Selanjutnya melakukan pelatihan data citra kantong semar, hasil akurasi pengujian tersebut, dimana jumlah dataset yang benar dibagi 100. Setelah kita melakukan *training* model, selanjutnya kita lakukan evaluasi kinerja model pada set pengujian. Evaluasi dilakukan guna melihat kemungkinan kegagalan objek citra yang dibaca dalam proses klasifikasi, juga akan didapatkan nilai akurasi dan dengan probabilitas tertinggi yang akan didapat dari keseluruhan model pengujian.

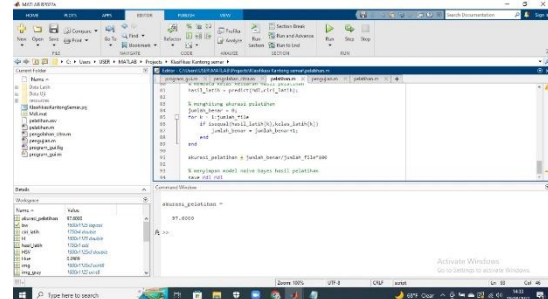


Gambar 5 Program Gui



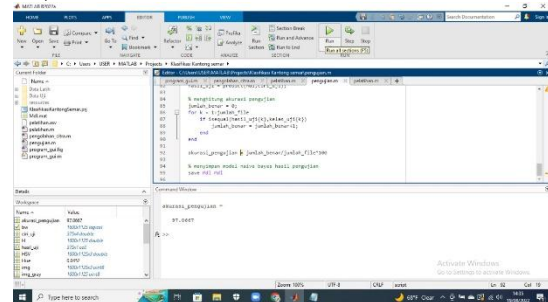
Gambar 6 Confusion Matrix

Gambar diatas merupakan *plot confusion matrix* yang dibuat dari tabel *classification report*. Dari *matrix* diatas kita dapat melihat analisa kegagalan model dalam membaca citra kantong semar dalam penelitian ini. Data *test* yang digunakan dalam setiap tokoh dalam penelitian ini sebanyak 75 citra. Dari data diatas dapat dilihat bahwa analisa citra yang mengalami kegagalan adalah citra nepenthes_diatas. Hal ini dapat terjadi kemungkinan karena *network* dalam proses klasifikasi mengalami masalah dalam membaca citra. Kesalahan ini mungkin karena data citra yang diambil merupakan data dari *internet*, data citra memiliki kualitas piksel kurang jelas atau citra memiliki kemiripan.



Gambar 7 Nilai Accuracy Pelatihan

Gambar diatas merupakan kode yang digunakan untuk melihat evaluasi kinerja *Naive Bayes*, dari gambar tersebut dapat dilihat evaluasi akurasi yang dihasilkan dari data *train* dengan nilai akurasi sebesar 97,60%.



Gambar 8 Hasil *Accuracy* Pengujian Gambar diatas merupakan kode yang digunakan untuk melihat evaluasi kinerja Naïve Bayes, dari gambar tersebut dapat dilihat evaluasi akurasi yang dihasilkan dari data *test* dengan nilai akurasi sebesar 97,06%.

3.1 Evaluasi

Evaluasi dari hasil klasifikasi Naïve Bayes yang dilatih menggunakan data *train* sebanyak 1750 citra diperoleh nilai evaluasi yang dihasilkan dari data *test* sebanyak 350 citra dengan melakukan pengujian didapat nilai *accuracy* sebagai berikut.

Tabel 2 Evaluasi Nilai *Accuracy*

<i>Accuracy</i>
<i>Pelatihan</i>
97,60%

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian dan hasil penerapan metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan 5 jenis citra kantong semar, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut. Citra dapat melewati proses *preprocessing* dengan baik yaitu dengan diubah ukuran dimensinya menjadi 150x150x3 piksel dan dikonversi citra warnanya menjadi *grayscale*, kemudian menggunakan *feature extraction* yang dilatih di *ImageNet* dengan ukuran dimensi 4x4x512 piksel. Akurasi akan dicapai semakin baik apabila digunakan data *train* yang semakin besar. Hal ini dibuktikan dengan pengujian pada jumlah data *training* sebanyak 80% dan data validasi sebanyak 20% pada setiap model pengujian. Dengan melakukan evaluasi pengujian pada *Naïve Bayes* diperoleh nilai *accuracy* berdasarkan data *training* sebesar 97,60%.

Referensi

- Adenugraha, S. P., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(1), 9. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3287>
- Annur, H. (2018). KLASIFIKASI MASYARAKAT MISKIN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES. In *Agustus* (Vol. 10, Issue 2).
- Arif Riyanto, E., Juninisvianty, T., & Ferdian Nasution, D. (2021). ANALISIS KINERJA ALGORITMA CART DAN NAIVE BAYES BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PSO) UNTUK KLASIFIKASI KELAYAKAN KREDIT KOPERASI. 8(1). <https://doi.org/10.25126/jtiik.202182988>
- Budi Cahyono, D., Roini, C., & Tamalene, M. N. (2019). KARAKTERISTIK HABITAT TUMBUHAN KANTONG SEMAR (*Nepenthes sp*) DI PULAU HALMAHERA. *TECHNO: JURNAL PENELITIAN*, 8(1), 233. <https://doi.org/10.33387/tk.v8i1.1089>
- Ciputra, A., Rosal, D., Setiadi, I. M., Rachmawanto, E. H., & Susanto, A. (2018). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH APEL MANALAGI DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES DAN EKSTRAKSI FITUR CITRA DIGITAL. *Jurnal SIMETRIS*, 9(1).
- Febri Istighfarin, N., Anisa Rahmastati, R., & Nugroho, H. (2020). PENERAPAN METODE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PSO) DAN GENETIC ALGORITHM (GA) PADA SISTEM OPTIMASI VISIBLE LIGHT COMMUNICATION (VLC) UNTUK MENENTUKAN POSISI ROBOT. *Jurnal SIMETRIS*, 11(1).
- Fuzy Yustika Manik, K. S. S. (n.d.). Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB.
- Kurniawan, Y. I. (2018). Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan C.45 dalam Klasifikasi Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(4), 455. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201854803>
- Muhabatin, H., Prabowo, C., Ali, I., Lukman Rohmat, C., Rizki Amalia, D., sitasi, C., & Rizki, D. (2021). Klasifikasi Berita Hoax Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berbasis PSO. *Informatics for Educators and Professionals*, 5(2), 156–165. <https://turnbackhoax.id/>
- Muhammad Mansur. (n.d.). KEANEKARAGAMAN JENIS *Nepenthes* (KANTONG SEMAR) DATARAN RENDAH DI KALIMANTAN TENGAH [Diversity of Lowland *Nepenthes* (Kantong Semar) in Central Kalimantan].

- Sanjaya, J., & Ayub, M. (2020). Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2).
<https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i2.2688>
- Saprudin. (n.d.). PENERAPAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PSO) UNTUK KLASIFIKASI DAN ANALISIS KREDIT DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5.
- Sartika, A. S. dan J. M. (n.d.). POPULASIDAN POLA PENYEBARANKANTONG SEMAR (Nepenthesgracilis)DI RHINO CAMP RESORT SUKARAJA ATASKAWASANTAMAN NASIONALBUKIT BARISAN SELATAN(TNBBS).
- Syukri Mustafa, M., Rizky Ramadhan, M., Thenata, A. P., Kunci -Algoritma Naive Bayes Classifier, K., & Akademik Mahasiswa, K. (2017). Implementasi Data Mining untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier Implementation of Data Mining for Evaluation of Student Academic Performance Using a NBC Algorithm. *Citec Journal*, 4(2).
- Vembandasamp, K., Sasipriyap, R. R., & Deepap, E. (2015). Heart Diseases Detection Using Naive Bayes Algorithm. In *IJISSET-International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology* (Vol. 2, Issue 9). www.ijiset.com
- Yulia, E. R., & Solecha, K. (2021). Implementasi Particle Swarm Optimization (PSO) pada Analysis Sentiment Review Aplikasi Trafi menggunakan Algoritma Naive Bayes (NB). *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, 7(1).
<https://doi.org/10.31294/jtk.v4i2>