

MEDIA PEMBELAJARAN PENGENALAN CITRA PESAWAT UDARA DENGAN MEMANFAATKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN

Mohamad Alif Dzulfiqar,^{1,*} Ahmadi Irmansyah Lubis,²

¹ Program Studi Teknik Perawatan Pesawat Udara, Politeknik Negeri Batam

² Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Batam

*Corresponding author: mohamadlif@polibatam.ac.id

Article history

Received:

13-11-2024

Accepted:

14-12-2024

Published:

31-12-2024

Copyright © 2024
Jurnal Teknologi dan
Riset Terapan

Open Access

Abstrak

Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi citra untuk membantu pembelajaran pengenalan jenis-jenis pesawat udara menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN), salah satu teknik dalam jaringan saraf tiruan yang sering digunakan untuk klasifikasi citra. PNN bekerja dengan mengklasifikasikan kategori berdasarkan perhitungan jarak antara fungsi kepekatkan dan probabilitas. Dalam prosesnya, PNN terdiri dari empat tahapan utama: *Input Layer*, *Pattern Layer*, *Summation Layer*, dan *Output Layer*. Penelitian ini menggunakan 90 data pengujian dari tiga kelas objek berbeda yang diambil dari data set yang tersedia. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan algoritma PNN dalam klasifikasi citra pesawat udara memberikan rata-rata akurasi sebesar 81.11 %, yang cukup menjanjikan untuk diterapkan sebagai modul pembelajaran pengenalan jenis-jenis pesawat udara bagi mahasiswa Teknik Perawatan Pesawat Udara di Politeknik Negeri Batam. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode PNN memiliki potensi besar untuk membantu klasifikasi otomatis dan dapat dioptimalkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dalam pembelajaran lebih lanjut.

Kata Kunci: Klasifikasi, Pengolahan Citra, Pesawat Udara, Jaringan Saraf Tiruan, Probabilistic Neural Network

Abstract

This study developed an image classification model to help learn the recognition of aircraft types using the Probabilistic Neural Network (PNN) method, one of the techniques in artificial neural networks that is often used for image classification. PNN works by classifying categories based on the calculation of the distance between the concentration and probability functions. In the process, PNN consists of four main stages: Input Layer, Pattern Layer, Summation Layer, and Output Layer. This study used 90 test data from three different object classes taken from the available data sets. The test results show that the application of the PNN algorithm in aircraft image classification provides an average accuracy of 81.11 %, which is quite promising to be applied as a learning module for the introduction of aircraft types for Aircraft Maintenance Engineering students at the Batam State Polytechnic. The results of this study show that the PNN method has great potential to help automatic classification and can be optimized to improve the accuracy of classification in further learning.

Keywords: Classification, Image processing, Aircraft, Artificial Neural Network, Probabilistic Neural Network.

1.0 PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi yang berkembang pesat, teknologi kecerdasan buatan telah menjadi salah satu disiplin yang berperan penting dalam berbagai sektor, termasuk bidang pendidikan dan industri penerbangan. Seiring dengan meningkatnya kebutuhan akan teknik dan metode pembelajaran yang inovatif, teknologi seperti Jaringan

Saraf Tiruan (JST) mulai diperkenalkan dalam pendidikan tinggi [1]. Terutama di dalam program studi Teknik Perawatan Pesawat Udara di Politeknik Negeri Batam, pemanfaatan teknologi ini diharapkan dapat membantu dalam menciptakan metode pembelajaran yang lebih interaktif, komprehensif, dan efektif. Kebutuhan akan pengenalan jenis-jenis pesawat udara

bagi mahasiswa di program studi ini menuntut pendekatan yang lebih efektif daripada metode konvensional yang cenderung teoritis dan kurang praktikal.

Jaringan Saraf Tiruan, khususnya tipe *Probabilistic Neural Network* (PNN), memiliki keunggulan dalam klasifikasi citra yang akurat dan efisien. PNN adalah jenis JST yang beroperasi dengan prinsip probabilitas, memungkinkan kemampuan analisis gambar menjadi lebih unggul dibandingkan metode lain. Teknologi PNN dalam klasifikasi citra pesawat udara ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi berbagai jenis pesawat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penggunaan PNN sebagai modul pembelajaran memberikan solusi yang inovatif dan aplikatif untuk pembelajaran mahasiswa teknik perawatan pesawat udara, yang membutuhkan pemahaman mendalam tentang jenis-jenis pesawat dan komponen-komponennya [2].

Saat ini, klasifikasi citra pesawat udara dengan PNN memiliki potensi besar sebagai materi pembelajaran, terutama karena banyaknya jenis pesawat yang memiliki bentuk dan struktur yang berbeda-beda. Dalam pengajaran tradisional, pengenalan jenis pesawat umumnya dilakukan dengan bahan ajar yang bersifat visual berupa gambar atau diagram di buku teks. Namun, metode ini memiliki keterbatasan, terutama dalam hal interaktivitas dan efektivitas dalam menciptakan pengalaman belajar yang mendalam. Dengan menerapkan JST berbasis PNN, mahasiswa tidak hanya memperoleh informasi tentang tipe pesawat, namun juga mendapatkan kemampuan analitis yang dapat meningkatkan pemahaman mereka dalam aspek praktis dan teoritis di bidang perawatan pesawat udara.

Beberapa contoh penelitian terdahulu terkait penerapan *Probabilistic Neural Network* (PNN) dalam pengolahan citra seperti penelitian dari [3] melakukan mengembangkan model klasifikasi gambar menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) untuk mengenali gambar tangan dalam permainan batu, kertas, dan gunting. Dalam studi ini, algoritma PNN digunakan sebagai metode pengklasifikasian citra berdasarkan penghitungan jarak fungsi probabilitas, dengan struktur yang terdiri dari beberapa lapisan seperti *Input*, *Pattern*, *Summation*, dan *Output Layer*. *Dataset* yang digunakan mencakup gambar tangan yang menyerupai batu, kertas, dan gunting. Proses identifikasi dan ekstraksi ciri dilakukan menggunakan teknik seperti *Grayscale* dan *Thresholding* untuk memproses citra sebelum tahap klasifikasi. Model ini diuji dengan data berjumlah 60 gambar dari masing-masing kategori batu, kertas, dan gunting. Hasilnya, akurasi klasifikasi mencapai 90%, menunjukkan bahwa algoritma PNN berhasil mengklasifikasikan gambar tangan dengan tingkat keakuratan tinggi untuk kategori yang berbeda. Hasil penelitian tersebut menyimpulkan bahwa PNN memiliki potensi besar dalam pengenalan citra permainan batu, kertas, gunting dengan akurasi yang memuaskan. Dengan demikian, model ini diharapkan dapat dikembangkan lebih lanjut untuk aplikasi interaktif, seperti versi virtual dari permainan tersebut yang menggunakan kamera.

Kemudian penelitian dari [4] menerapkan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) untuk mendeteksi

penyakit pada daun ubi kayu berdasarkan analisis citra daun. Citra daun dari enam kategori, termasuk lima jenis penyakit (seperti hama tungau merah dan bercak daun cokelat) serta satu kategori daun sehat, digunakan sebagai data. Tahapan proses meliputi akuisisi gambar, konversi menjadi *grayscale*, dan ekstraksi fitur menggunakan metode *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) untuk menghasilkan fitur seperti kontras dan entropi. Model PNN dilatih dengan 120 gambar latih dan diuji dengan 30 gambar, mencapai akurasi tinggi dalam mengidentifikasi penyakit spesifik, memberikan hasil dan rekomendasi penanggulangan secara otomatis pada aplikasi berbasis Matlab yang dirancang khusus.

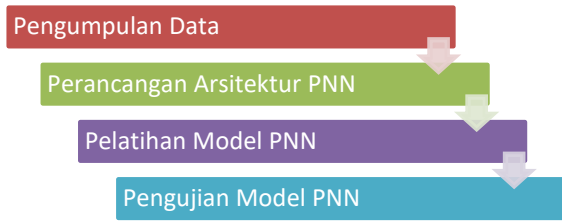
Dan penelitian dari [5] menerapkan *Probabilistic Neural Network* (PNN) dalam pengolahan citra telah menunjukkan potensi yang signifikan di berbagai bidang aplikasi. Salah satu penelitian menyoroti penggunaan PNN untuk mendeteksi kerusakan biji pinang, di mana metode ini dikombinasikan dengan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Hasil penelitian menunjukkan akurasi tinggi, khususnya saat menggunakan fitur entropi, dengan tingkat keberhasilan mencapai 100% dalam mendeteksi biji pinang yang rusak.

Implementasi PNN juga sejalan dengan kebutuhan industri penerbangan yang semakin kompleks. Di era digital ini, industri penerbangan dituntut untuk memiliki tenaga kerja yang mampu menguasai teknologi mutakhir, termasuk teknologi pengenalan citra dan klasifikasi. Pengetahuan ini akan menjadi bekal bagi mahasiswa untuk dapat bersaing di pasar kerja yang semakin ketat. Program studi Teknik Perawatan Pesawat Udara di Politeknik Negeri Batam sebagai salah satu institusi pendidikan tinggi di Indonesia, memiliki komitmen untuk mempersiapkan lulusannya agar siap terjun di industri penerbangan dengan kompetensi yang relevan dan sesuai dengan perkembangan teknologi.

Melalui artikel ini, penulis bertujuan untuk menjelaskan bagaimana implementasi Jaringan Saraf Tiruan, khususnya *Probabilistic Neural Network*, dalam klasifikasi citra pesawat udara dapat menjadi modul pembelajaran efektif untuk mahasiswa. Artikel ini juga akan mengkaji efektivitas penerapan teknologi ini di lingkungan pendidikan, khususnya dalam pengenalan jenis-jenis pesawat udara, serta mengeksplorasi dampak positif penggunaan teknologi PNN dalam meningkatkan kompetensi mahasiswa.

2.0 METODE

Tahapan dalam penelitian ini terdiri dari empat tahapan utama, yakni tahap pengumpulan data, perancangan arsitektur PNN, tahap pelatihan model dan tahap pengujian model. Adapun gambaran tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

a. Pengumpulan Data

Dalam tahapan pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan berbagai sumber citra pesawat dengan kategori jenis-jenis pesawat udara yang ditentukan yaitu data set citra pesawat udara yang dalam penelitian ini ditentukan sebanyak 3 kategori jenis pesawat udara dengan total masing-masing citra pesawat yaitu 300 citra Helicopter, 300 citra Propeller, dan 300 citra Jet dengan format citra .png. Tabel 1 berikut menunjukkan rincian data set untuk setiap kategori dan distribusi data set yang digunakan untuk prosedur pelatihan dan pengujian, dan Gambar 2 menunjukkan contoh data gambar untuk Helicopter, Propeller dan Jet.

Tabel 1. Rincian Data Latih dan Data Uji

No	Kelas	Jumlah Data	
		Latih	Uji
1.	Helicopter	300	90
2.	Propeller	300	90
3.	Jet	300	90



Gambar 2. Contoh Data Citra Untuk Helicopter, Propeller dan Jet

b. Proses Pengolahan Citra

Beberapa tahapan-tahapan dalam proses pengolahan citra yang dilakukan pada penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1) Grayscale

Grayscale adalah proses mengubah gambar berwarna (RGB) menjadi gambar skala abu-abu. Dengan menghitung rata-rata total RGB, model citra RGB dengan 3 lapisan matriks (yaitu lapisan matriks merah, hijau, dan biru) disederhanakan menjadi lapisan matriks skala abu-abu [6].

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (1)$$

2) Scaling

Scaling bertujuan untuk mengubah ukuran piksel menjadi $M \times N$ piksel karena setiap gambar yang diproses belum tentu berukuran sama [7]. Scaling juga digunakan untuk memperkecil ukuran gambar digital agar piksel yang terlalu banyak tidak diproses. Semakin tinggi jumlah piksel, semakin banyak data yang dikandungnya.

Hal ini mengakibatkan waktu komputasi menjadi lebih lama [8].

3) Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE berfungsi untuk membagi gambar menjadi beberapa bagian dan menerapkan pemerataan histogram pada setiap bagian dengan nilai abu-abu agar gambar lebih terlihat jelas [9][10].

4) Thresholding

Thresholding adalah nilai floating point menggunakan ambang batas lokal, dihitung secara adaptif berdasarkan statistik piksel tetangga [11]. Hal tersebut didasarkan pada sebagian kecil gambar yang mempunyai iluminasi yang sama, sehingga lebih tepat menghitung ambang batas berdasarkan sebagian kecil gambar daripada seluruh piksel dalam gambar. [12].

5) Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM merupakan salah satu metode ekstraksi fitur berbasis statistik, dimana perolehan fitur diperoleh dari nilai piksel matriks yang mempunyai nilai tertentu dan membentuk pola sudut [13]. Untuk sudut yang dibentuk oleh nilai piksel gambar menggunakan GLCM adalah 00, 450, 900, 1350 [14]. Beberapa fitur yang akan dipakai pada GLCM yaitu:

Contrast merupakan ukuran adanya variasi tingkat keabuan pada piksel gambar. Contrast dihitung sebagai berikut:

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (2)$$

Homogeneity digunakan untuk mengukur kedekatan distribusi masing-masing elemen pada matriks GLCM ke matriks GLCM diagonal. Homogeneity dihitung dengan cara seperti berikut:

$$= \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (3)$$

Entropy digunakan untuk mengukur ketidakteraturan atau kompleksitas dari suatu objek. Entropy dihitung dengan cara seperti berikut:

$$\sum_{i,j} p(i, j) \log p(i, j) \quad (4)$$

Energy merupakan nilai dari jumlah kuadrat pada elemen-elemen matriks GLCM. Energy dihitung dengan cara seperti berikut:

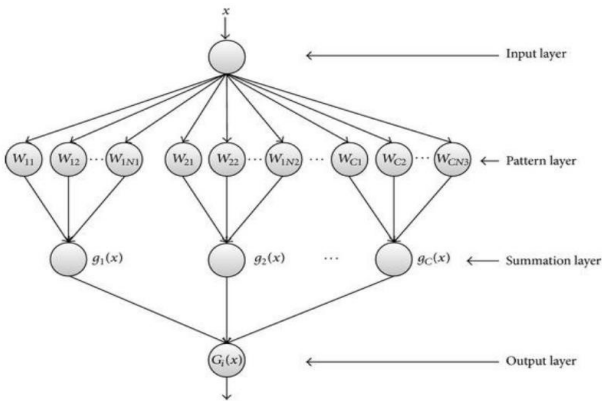
$$\sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (5)$$

Dissimilarity untuk menghitung nilai ketidakmiripan tekstur yang dihitung dengan cara berikut:

$$\sum_{i,j} |i - j| p(i, j) \quad (6)$$

6) Probabilistic Neural Network

Probabilistic Neural Network (PNN) terdiri atas 4 layer, yaitu *input layer*, *pattern layer*, *summation layer* dan *output layer*. Arsitektur PNN tersebut digambarkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur *Probabilistic Neural Network*

a. Input Layer dan Pattern Layer

Pada lapisan *input* terdapat variabel vektor input yang akan digunakan sebagai input ke jaringan. Nilai dari variabel ini merupakan hasil ekstraksi fitur dari setiap data uji [15]. Pada *Pattern Layer*, hitung kedekatan jarak antara vektor bobot dan vektor *input*. Vektor bobot adalah nilai dari data latih untuk setiap kelas, sedangkan vektor masukan adalah nilai ekstraksi ciri dari data yang akan diuji [16]. Proses yang berlangsung pada layer ini menggunakan Persamaan 7.

$$W_{ij}(x) = \frac{1}{2\pi^{d/2}\sigma^d} \exp\left[-\frac{\|(x-x_{ij})\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (7)$$

b. Summation Layer

Pada lapisan ini, menghitung jumlah maksimum yang mungkin dari setiap *i*-neuron dengan kelas yang sama di lapisan pola, dan rata-rata di atas jumlah data uji untuk setiap kelas [17]. Proses yang terjadi dengan menggunakan persamaan 8.

$$g_i(x) = \frac{1}{2\pi^{d/2}\sigma^d} \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \exp\left[-\frac{\|(x-x_{ij})\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (8)$$

c. Output Layer

Pada lapisan terakhir ini, nilai antara hasil kedua kelas akan dibandingkan. Nilai probabilitas tertinggi akan dikelompokkan ke dalam kelas tersebut [18]. Proses yang dilakukan pada layer ini menggunakan Persamaan 9.

$$G_i(x) = \operatorname{argmax}\{g_i(x)\}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

7) Evaluasi Klasifikasi

Confusion Matrix adalah konsep penghitungan data aktual dan hasil prediksi dari metode klasifikasi / rekognisi yang digunakan [19]. Tabel *Confusion Matrix* memiliki 2 dimensi, antara lain dimensi data aktual dan dimensi hasil prediksi [20].

Tabel 2. Tabel *Confusion Matrix*

		True Values	
		True	False
Prediction	True	TP	FP
		Correct Result	Unexpected Result
	False	FN	TN
		Missing Result	Correct Absence of Result

Adapun perhitungan kinerja prediksi diuraikan seperti berikut:

a. Accuracy

Accuracy adalah persentase dari jumlah total yang benar setiap proses pengenalan yang menjelaskan keakuratan model [11].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{n} \quad (10)$$

b. Sensitivity

Sensitivity adalah Persentase data positif relatif terhadap keseluruhan data positif [21].

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (11)$$

c. Precision

Precision adalah persentase benar positif dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif [22].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (12)$$

3.0 HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, proses pengujian citra pesawat udara menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) dibantu dengan bantuan perangkat lunak Visual Studio 2017 dan bahasa pemrograman C#. Pengujian dilakukan menggunakan 90 data uji yang telah ditentukan, terbagi dalam tiga kategori: 30 citra untuk kelas Helicopter, 30 citra untuk kelas Propeller, dan 30 citra untuk kelas Jet. Nilai *Smooth Parameter* yang digunakan dalam pengujian PNN ditetapkan sebesar 0,5, guna mengoptimalkan hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi yang dihasilkan dalam pengenalan citra didasarkan pada pelatihan data set yang telah dikenali oleh data uji. Klasifikasi ini bergantung pada nilai ekstraksi fitur yang diperoleh dari setiap citra yang diuji, yang kemudian menghasilkan nilai klasifikasi menggunakan PNN. Dari nilai yang dihasilkan untuk setiap kelas, nilai prediksi tertinggi ditentukan sebagai nilai aktual dari kelas citra tersebut. Jika citra dapat dikenali oleh data uji, maka hasilnya akan bernilai True, sementara jika citra tidak dapat dikenali, maka hasilnya akan bernilai False. Rincian dari seluruh pengujian data uji dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Pengujian Data

Data Uji Ke-	Desire Output	Actual Output	True / False
1	Helicopter	Helicopter	True
2	Helicopter	Helicopter	True
3	Helicopter	Helicopter	True
4	Helicopter	Helicopter	True
5	Helicopter	Helicopter	True
6	Helicopter	Helicopter	True
7	Helicopter	Helicopter	True
8	Helicopter	Helicopter	True
9	Helicopter	Helicopter	True
10	Helicopter	Jet	False
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
31	Propeller	Jet	False
32	Propeller	Propeller	True
33	Propeller	Jet	False
34	Propeller	Jet	False
35	Propeller	Propeller	True
36	Propeller	Jet	False
37	Propeller	Propeller	True
38	Propeller	Propeller	True
39	Propeller	Jet	False
40	Propeller	Propeller	True
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
81	Jet	Jet	True
82	Jet	Jet	True
83	Jet	Jet	True
84	Jet	Jet	True
85	Jet	Jet	True
86	Jet	Jet	True
87	Jet	Jet	True
88	Jet	Jet	True
89	Jet	Jet	True
90	Jet	Jet	True

Selanjutnya, berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan pada Tabel 3 sebelumnya, hasil perhitungan klasifikasi yang didapat dari pengujian dataset menggunakan evaluasi *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Tabel *Confusion Matrix*

		True Values	
		True	False
Prediction	True	TP 64	FP 13
	False	FN 14	TN 9

Tabel 4 menunjukkan bahwa dari tiga kelas citra dalam data set pengujian, jumlah yang dikenali adalah sebagai berikut: *True Positive* (TP) berjumlah 64 citra, *False Positive* (FP) sebanyak 13 citra, *True Negative* (TN) sebanyak 9 citra, dan *False Negative* (FN)

sebanyak 14 citra. Selanjutnya, dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, dan *Sensitivity* dari hasil pengujian dengan rumus berikut:

Accuracy

Berdasarkan persamaan (8) didapatkan nilai *accuracy*:

$$Accuracy = \frac{64 + 9}{90} = 81.11 \%$$

Sensitivity

Berdasarkan persamaan (9) didapatkan nilai *sensitivity*:

$$Recall = \frac{64}{64 + 14} = 82.05 \%$$

Precision

Berdasarkan persamaan (10) didapatkan nilai *precision*:

$$Precision = \frac{64}{64 + 13} = 83.11 \%$$

Kemudian pada bagian ini menampilkan beberapa tampilan antarmuka aplikasi yang dibangun untuk proses pelatihan data dan pengujian data citra pesawat udara sesuai dengan jumlah kelas kategori yang digunakan pada penelitian ini.



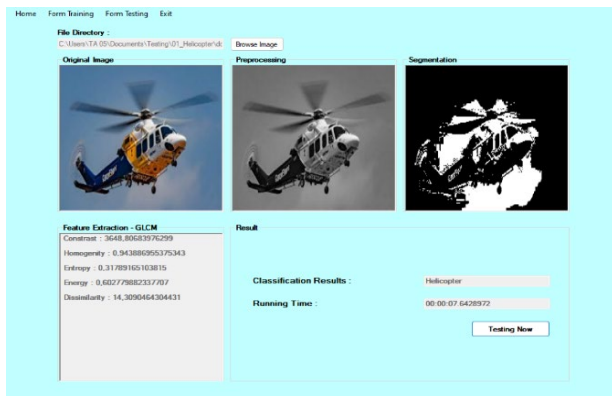
Gambar 3. Tampilan Antarmuka Aplikasi Pada Proses Pelatihan Data

Pada Gambar 3 di atas menunjukkan tampilan antarmuka aplikasi yang digunakan untuk proses pelatihan data citra pesawat udara. Antarmuka tersebut terdiri dari beberapa bagian utama:

1. Menu Navigasi: Terletak di bagian atas dengan opsi "Home", "Form Training", "Form Testing", dan "Exit"
2. Notifikasi: Sebuah kotak besar di sebelah kiri atas yang kemungkinan digunakan untuk menampilkan pesan atau status dari proses pelatihan.
3. Upload Training Data: Bagian ini memiliki tiga tombol untuk mengunggah data citra, yaitu "Helicopter Image Data", "Propeller Image Data", dan "Jet Image Data"
4. Sample Data: Menampilkan jumlah sampel yang diunggah untuk masing-masing kategori (Helicopter, Propeller, Jet), total sampel, dan waktu berjalan dari proses pelatihan.

5. *Training Process*: Bagian ini memiliki dua tombol, yaitu "*Training Now*" untuk memulai proses pelatihan dan "*Reset*" untuk mengatur ulang proses.

Antarmuka tersebut dirancang dengan memiliki label yang jelas dan tombol yang mudah diakses, memudahkan pengguna untuk mengoperasikan aplikasi ini. Aplikasi ini relevan dalam konteks pelatihan model pembelajaran mesin untuk pengenalan citra pesawat udara, yang dapat digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengawasan udara, analisis citra satelit, dan lain-lain.



Gambar 4. Tampilan Antarmuka Aplikasi Pada Proses Pengujian Data

Pada Gambar 4 di atas menunjukkan tampilan antarmuka aplikasi yang digunakan untuk proses pengujian data citra pesawat udara. Pada antarmuka tersebut terdiri dari beberapa bagian utama yang masing-masing memiliki fungsi spesifik dalam proses pengujian data. Pada bagian atas, terdapat direktori file yang menunjukkan lokasi file gambar yang sedang diproses. Di sebelahnya terdapat tombol "*Browse Image*" untuk memilih gambar yang akan diproses. Bagian tengah antarmuka menampilkan tiga gambar: "*Original Image*" yang menunjukkan gambar asli citra yang di uji, "*Preprocessing*" yang menunjukkan gambar setelah diproses menjadi hitam putih, dan "*Segmentation*" yang menunjukkan hasil segmentasi gambar. Di bagian kiri bawah, terdapat hasil ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Di bagian kanan bawah, terdapat hasil klasifikasi yang menunjukkan hasil dari klasifikasi citra dengan waktu pemrosesan tertentu. Terdapat juga tombol "*Testing Now*" untuk memulai proses pengujian. Antarmuka tersebut dirancang dengan menarik dan relevan karena menunjukkan bagaimana proses pengujian data citra dilakukan, mulai dari pemilihan gambar, *preprocessing*, segmentasi, hingga ekstraksi fitur dan klasifikasi.

4.0 KESIMPULAN

Dari hasil pengujian yang diperoleh pada penelitian ini mengenai proses klasifikasi citra pesawat udara, dapat disimpulkan bahwa metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) yang dibantu dengan ekstraksi fitur menggunakan *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) memberikan akurasi klasifikasi sebesar 81.11%, menunjukkan performa yang cukup baik dalam

membedakan jenis-jenis pesawat berdasarkan citra visual. Tingkat akurasi ini membuktikan bahwa sistem berbasis PNN efektif dalam mengidentifikasi perbedaan fitur visual pada berbagai jenis pesawat, seperti perbedaan bentuk sayap, ekor, dan badan pesawat. Selain itu, sistem klasifikasi berbasis PNN ini memiliki manfaat yang signifikan sebagai media pembelajaran bagi mahasiswa di Politeknik Negeri Batam, khususnya dalam program studi Teknik Perawatan Pesawat Udara. Sistem ini memberikan kesempatan bagi mahasiswa untuk belajar dan memahami teknologi modern dalam analisis citra dan pengenalan pola, yang relevan dalam industri. Melalui implementasi sistem ini, mahasiswa tidak hanya memperoleh pemahaman teoretis tentang konsep jaringan saraf tiruan dan teknik ekstraksi fitur, tetapi juga dapat mengaplikasikannya dalam simulasi yang menyerupai kondisi nyata di lapangan. Dengan menggunakan metode PNN yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan citra pesawat, mahasiswa dapat mengeksplorasi teknologi pengolahan citra secara lebih mendalam dan memahami peran pentingnya dalam pemeliharaan pesawat. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas pembelajaran dan memberikan bekal keterampilan teknis yang dibutuhkan di dunia kerja, terutama dalam bidang teknologi pengenalan pola visual yang semakin banyak digunakan di sektor aviasi untuk keperluan inspeksi dan pemeliharaan. Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya berhasil membuktikan keakuratan PNN dalam klasifikasi citra pesawat udara, tetapi juga menawarkan solusi pembelajaran inovatif di bidang pendidikan tinggi teknik penerbangan di Politeknik Negeri Batam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Legito, R. Nuraini, L. Judijanto, and A. I. Lubis, "The Application of Convolutional Neural Networks in Floristic Recognition," *Int. J. Softw. Eng. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 520–528, 2023.
- [2] U. Erdiansyah, A. I. Lubis, and G. Syahputra, "Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy Menggunakan Multilayer Perceptron," *JAISE J. Artif. Intell. Softw. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2022.
- [3] S. J. Siregar, A. I. Lubis, and E. F. Ginting, "Penerapan Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Permainan Batu Kertas Gunting dengan Probabilistic Neural Network," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 420–425, 2021.
- [4] Y. Sari, M. Alkaff, and M. Arif Rahman, "Identifikasi Penyakit Tanaman Ubi Kayu Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Probabilistic Neural Network (PNN)," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2021.
- [5] Rusli, U. Baafai, and Tulus, "APLIKASI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK MENDETEKSI KERUSAKAN BIJI PINANG DENGAN METODE PROBABILISTIC

- NEURAL NETWORK,” *J. Infomedia*, vol. 1, no. 1, pp. 6–11, 2019.
- [6] F. Alfian, “Pengaruh Perbedaan Kernel Edge Detection Kirsch Pada Sketching Citra Digital Dengan Bahasa Pemrograman Matlab,” *J. Teknol. Inf. RESPATI*, vol. XIII, no. November, pp. 1–8, 2020.
- [7] A. I. Lubis and R. Chandra, “Forward Selection Attribute Reduction Technique for Optimizing Naïve Bayes Performance in Sperm Fertility Prediction,” *Sinkron*, vol. 8, no. 1, pp. 275–285, 2023.
- [8] E. T. Wijaya and I. W. Al Farqi, “Aplikasi Pengenalan Aksara Carakan Madura Dengan Menggunakan Metode Backpropagation,” *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 9, no. 1, pp. 18–34, 2015.
- [9] N. M. Sasi and V. K. Jayasree, “Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization for Qualitative Enhancement of Myocardial Perfusion Images,” *Engineering*, vol. 05, no. 10, pp. 326–331, 2019.
- [10] Y. Chang, C. Jung, P. Ke, H. Song, and J. Hwang, “Automatic Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization with Dual Gamma Correction,” *IEEE Access*, vol. 6, no. c, pp. 11782–11792, 2019.
- [11] S. A. Hammam, T. W. Purboyo, and R. E. Saputra, “Cotton texture segmentation based on image texture analysis using gray level run length and euclidean distance,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 95, no. 24, pp. 6915–6923, 2017.
- [12] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto, and P. I. Santosa, “Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features,” pp. 225–230, 2019.
- [13] F. H. Mahmood and W. A. Abbas, “Texture Features Analysis using Gray Level Co-occurrence Matrix for Abnormality Detection in Chest CT Images,” *Abbas Iraqi J. Sci.*, vol. 57, no. 1A, pp. 279–288, 2016.
- [14] S. Singh, D. Srivastava, and S. Agarwal, “GLCM and its application in pattern recognition,” *5th Int. Symp. Comput. Bus. Intell. ISCBI 2017*, pp. 20–25, 2019.
- [15] K. S. Ahmad, A. S. Thosar, J. H. Nirmal, and V. S. Pande, “A unique approach in text independent speaker recognition using MFCC feature sets and probabilistic neural network,” *ICAPR 2015 - 2015 8th Int. Conf. Adv. Pattern Recognit.*, 2015.
- [16] A. T. Azar and S. A. El-Said, “Probabilistic neural network for breast cancer classification,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 23, no. 6, pp. 1737–1751, 2019.
- [17] M. Kusy and P. A. Kowalski, “Weighted probabilistic neural network,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 430–431, pp. 65–76, 2018.
- [18] M. N. Mohanty and H. K. Palo, “Child emotion recognition using probabilistic neural network with effective features,” *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 152, p. 107369, 2020.
- [19] R. Chandra, E. B. Nababan, and Sawaluddin, “Identifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ),” *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Jar.*, vol. 1, no. 6, pp. 0–5, 2021.
- [20] U. Erdiansyah, A. Irmansyah Lubis, and K. Erwansyah, “Komparasi Metode K-Nearest Neighbor dan Random Forest Dalam Prediksi Akurasi Klasifikasi Pengobatan Penyakit Kulit,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 208, 2022.
- [21] A. I. Lubis, U. Erdiansyah, and R. Siregar, “Komparasi Akurasi pada Naive Bayes dan Random Forest dalam Klasifikasi Penyakit Liver,” *J. Comput. Eng. Syst. Sci.*, vol. 7, no. 1, pp. 81–89, 2022.
- [22] A. I. Lubis, S. Sibagariang, and N. Ardi, “Classification of Alzheimer Disease from MRI Image Using Combination Naïve Bayes and Invariant Moment,” *Proc. 5th Int. Conf. Appl. Eng. ICAE 2022, 5 Oct. 2022, Batam, Indones.*, pp. 1–12, 2023.