

# Penerapan Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Permainan Batu Kertas Gunting dengan Probabilistic Neural Network

Siti Julianita Siregar\*, Ahmadi Irmansyah Lubis, Erika Fahmi Ginting

Program Studi Sistem Informasi, STMIK Triguna Dharma, Medan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>.siti.julianita18@gmail.com, <sup>2</sup> ahmadi.loebis94@gmail.com, <sup>3</sup>erikafg04@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: siti.julianita18@gmail.com

Submitted: 22/12/2021; Accepted: 29/12/2021; Published: 31/12/2021

**Abstrak**—Pada riset ini dilakukan pembuatan model klasifikasi citra untuk membedakan objek tangan yang menunjuk batu, kertas, dan gunting dengan menggunakan salah satu metode klasifikasi citra yang populer yaitu Probabilistic Neural Network (CNN). Probabilistic Neural Network (PNN) merupakan sebuah metode dalam jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu kategori berdasarkan hasil penghitungan jarak antara fungsi kepekatan dengan peluang. PNN memiliki 4 tahapan proses yaitu Input Layer, Pattern Layer, Summation Layer, dan Output Layer. Pengujian dalam penelitian dilakukan dengan jumlah 60 data testing dari tiga kelas objek dari dataset. Kemudian hasil klasifikasi citra tangan Batu, Gunting, dan Kertas menggunakan penerapan algoritma PNN pada pengujian penelitian ini memperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 90 %.

**Kata Kunci:** Klasifikasi; Pengolahan Citra; Permainan Batu Kertas Gunting Kertas; Neural Network; Probabilistic Neural Network.

**Abstract**—In this research, an image classification model was developed to distinguish hand objects pointing at rock, paper, and scissors using one of the popular image classification methods, namely the Probabilistic Neural Network. Probabilistic Neural Network is a method in an artificial neural network that is used to classify a category based on the results of calculating the distance between the density function and the probability. PNN has 4 stages of processing, namely Input Layer, Pattern Layer, Summation Layer, and Output Layer. Tests in the study were carried out with a total of 60 testing data from three object classes from the dataset. Then the results of the classification of Batu, Scissors, and Paper hand images using the application of the PNN algorithm in this research test obtained an average accuracy value of 90%.

**Keywords:** Classification; Image Processing; Rock Paper Scissors Game; Neural Network; Probabilistic Neural Network.

## 1. PENDAHULUAN

Salah satu permainan tradisional yang masih membudaya di masa sekarang ini dan termasuk jenis permainan dengan cara permainannya yang sederhana yaitu permainan Batu, Kertas, dan Gunting (*Rock, Paper, Scissors*). Permainan gunting batu dan kertas ini merupakan salah satu yang paling terkenal di dunia karena hampir semua orang pernah memainkannya. Permainan batu-kertas-gunting ini tidak memerlukan alat apapun karena kita hanya membutuhkan tangan sebagai alat untuk bermain. Namun, citra gerak tangan manusia dalam permainan batu-kertas-gunting memiliki keunikan tersendiri, yaitu tangan manusia memiliki bentuk yang berbeda-beda ketika merepresentasikan batu, kertas, dan gunting. [1]. Maka daripada itu, pengembangan *game* untuk mendeteksi objek gambar batu, kertas, dan gunting perlu adanya tahap klasifikasi citra.

Dalam proses klasifikasi citra, ada banyak metode klasifikasi citra yang populer, antara lain: metode Jaringan Saraf Tiruan (*Neural Network*), *K Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Convolutional Neural Network*, *Backpropagation Neural Network*, *Extreme Learning Machine*, *Probabilistic Neural Network* dan metode-metode lain yang tergolong dalam bidang *Image Processing*.

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan upaya untuk memodelkan kemampuan pemrosesan informasi sistem saraf biologis [2]. Salah satu model jaringan syaraf tiruan adalah *Probabilistic Neural Network* (PNN). PNN adalah jaringan saraf tiruan yang dilatih menggunakan pengawasan. Donald F. Specht mengembangkan metode ini pada tahun 1988. Pendekatan ini diturunkan dari jaringan Bayesian dan algoritma statistik yang disebut analisis diskriminan Kernel Fisher. Aturan Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan kategori [3].

Proses klasifikasi dengan metode PNN dihitung berdasarkan hasil penghitungan jarak antara fungsi kepekatan peluang. Adapun menurut [4], yang menyatakan bahwa tahapan dari proses pelatihan pada PNN lebih cepat dan dapat lebih akurat, hal tersebut jika dibandingkan dengan metode *Multilayer Perceptron*. Selain itu PNN juga relatif insensitif terhadap data-data pencilan (*outlier*).

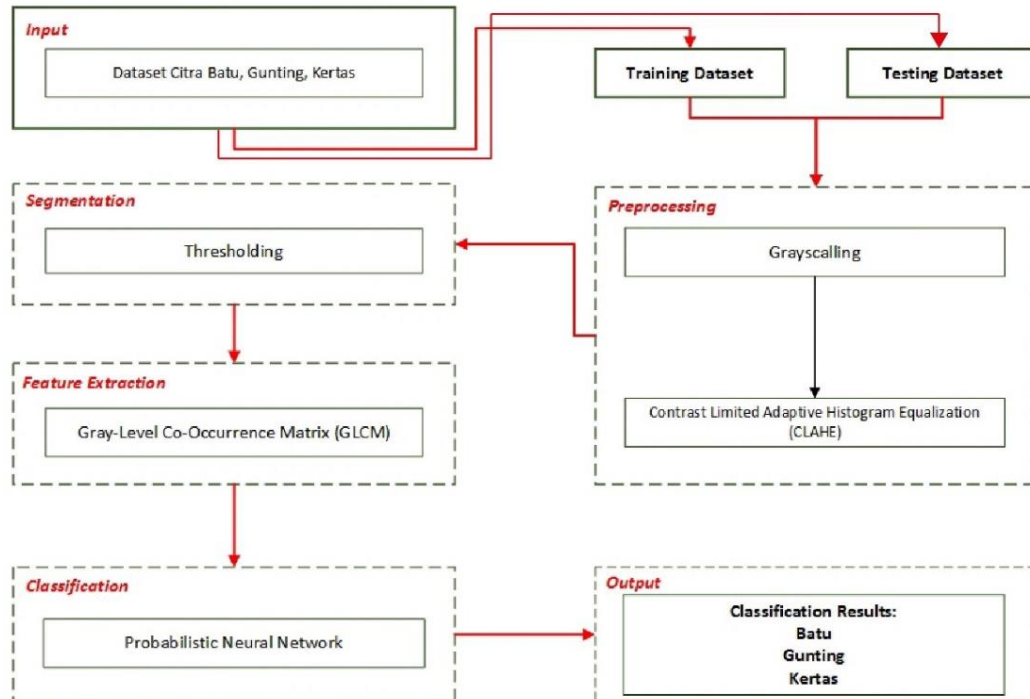
Penelitian ini bertujuan menerapkan metode klasifikasi PNN pada pengenalan citra tangan dalam permainan Batu, Gunting, dan Kertas. Kemudian nantinya, metode tersebut diterapkan dalam sebuah sistem berbasis komputer dengan menggunakan software pengolahan citra yang berfungsi dalam mempersingkat proses pengenalan objek citra pada pengenalan citra tangan dalam permainan Batu, Gunting, dan Kertas. Identifikasi citra dilakukan berdasarkan fitur pengolahan citra pada umumnya seperti *Grayscale*, *Scaling*, *Thresholding* serta proses perhitungan ekstraksi fitur untuk memperoleh nilai dari hasil klasifikasi dari citra yang dikenali.

Adapun hasil yang diharapkan dari penelitian ini nantinya dapat memberikan manfaat penggunaan fitur pengolahan citra dan memberikan pemahaman bagi pengguna dalam memahami prosedur alur dari berjalannya sebuah sistem berbasis pengolahan citra dan juga dapat menjadi referensi bagi pengembangan selanjutnya dalam topik khusus pengolahan citra komputer.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan dalam penelitian ini adalah terdiri dari tahapan *input*, *processing* dan *output* seperti Gambar 1 dibawah ini:



**Gambar 1.** Alur Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 menampilkan aliran *input* dimana akan dilakukan dataset citra batu gunting kertas menggunakan training dataset dan testing dataset. Setelah dilakukan dataset maka tahapan selanjutnya adalah proses pengolahan citra dengan menggunakan *grayscale* dan melakukan proses perhitungan ekstraksi fitur untuk memperoleh nilai dari hasil klasifikasi dari citra yang dikenali sehingga akan menghasilkan batu, gunting dan kertas.

### 2.2 Dataset Yang Digunakan

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari Kaggle.com yaitu dataset citra tangan Rock, Paper dan Scissor. Pada Dataset tersebut terdiri dari 3 kelas dengan total masing-masing citra yaitu 726 citra citra Batu, 712 citra kertas, dan 750 citra gunting dengan format citra .png. Tabel 1 menunjukkan set data rinci untuk setiap kategori dan distribusi set data yang digunakan untuk prosedur pelatihan dan pengujian, dan Gambar 2 menunjukkan contoh data gambar untuk Batu, Kertas, dan Gunting.

**Tabel 1.** Rincian *Training* dan *Testing Dataset*

No	Kelas	Jumlah Data Training	Jumlah Data Testing
1.	Batu	726	20
2.	Gunting	750	20
3.	Kertas	712	20



**Gambar 2.** Contoh Data Citra Untuk Batu, Gunting dan Kertas

### 2.3 Proses Pengolahan Citra

#### 1. *Grayscale*

Grayscale adalah proses mengubah gambar berwarna (RGB) menjadi gambar grayscale. Dan model citra RGB dengan 3 lapisan matriks yaitu lapisan matriks merah, hijau, dan biru disederhanakan menjadi lapisan matriks abu-abu dengan menghitung nilai rata-rata dari total RGB [5].

$$I = (R + G + B) / 3 \tag{1}$$

2. *Scaling*

Scaling bertujuan untuk mengubah ukuran piksel menjadi piksel berukuran M x N. Hal ini dilakukan karena setiap gambar yang diproses belum tentu memiliki ukuran yang sama. Scaling juga digunakan untuk mengecilkan citra digital agar tidak terlalu banyak piksel yang diproses. Semakin tinggi jumlah piksel, semakin banyak data yang dimasukkan. Hal ini mengakibatkan waktu komputasi yang lebih lama [6].

3. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)*

Peran CLAHE adalah membagi citra menjadi beberapa bagian dan menerapkan pemerataan histogram pada setiap bagian melalui nilai keabuan agar citra lebih terlihat jelas.[7][8].

4. *Thresholding*

Thresholding adalah nilai *floating-point* menggunakan ambang batas lokal, dihitung secara adaptif berdasarkan statistik piksel tetangga[9]. Hal ini didasarkan pada kenyataan bahwa sebagian kecil dari citra memiliki iluminansi yang sama, sehingga lebih tepat untuk menghitung threshold berdasarkan sebagian kecil dari citra daripada seluruh piksel pada citra [10].

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

GLCM merupakan suatu metode untuk melakukan ekstraksi ciri berbasis statistik, perolehan ciri diperoleh dari nilai piksel matrik, yang mempunyai nilai tertentu dan membentuk suatu sudut pola [11]. Untuk sudut yang dibentuk dari nilai piksel citra menggunakan GLCM adalah 00, 450, 900, 1350 [12]. Beberapa fitur yang akan dipakai pada GLCM yaitu:

*Contrast* merupakan ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra. *Contrast* dihitung dengan cara seperti berikut:

$$Contrast = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \tag{2}$$

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

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

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

$$Entropy = \sum_{i,j} p(i, j) \log p(i, j) \tag{4}$$

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

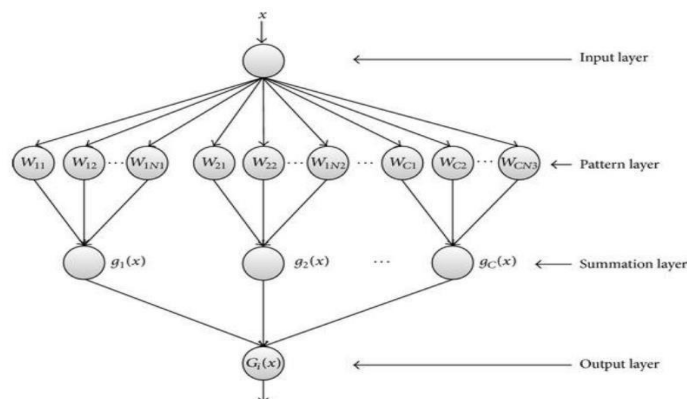
$$Energy = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \tag{5}$$

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

$$Dissimilarity = \sum_{i,j} |i - j| p(i, j) \tag{6}$$

**2.4 Model Probabilistic Neural Network (PNN)**

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*



1. *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 [13]. Pada layer 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 [14]. Proses yang berlangsung pada layer ini menggunakan Persamaan 7.

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

2. *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.[15]. Proses yang terjadi dengan menggunakan persamaan 8.

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

3. *Output Layer*

Pada lapisan terakhir ini, nilai antara hasil kedua kelas akan dibandingkan. Nilai probabilitas tertinggi akan dikelompokkan ke dalam kelas tersebut [16]. Proses yang dilakukan pada layer ini menggunakan Persamaan 9.

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

**2.5 Evaluasi Klasifikasi**

*Confusion Matrix* adalah konsep penghitungan data aktual dan hasil prediksi dari metode klasifikasi/rekognisi yang digunakan[17]. Tabel Confusion Matrix memiliki 2 dimensi, antara lain dimensi data aktual dan dimensi hasil prediksi.

**Tabel 2.** Tabel *Confusion Matrix*

		True Values	
		True	False
Prediction	True	TP <i>Correct Result</i>	FP <i>Unexpected Result</i>
	False	FN <i>Missing Result</i>	TN <i>Correct Absence of Result</i>

Adapun perhitungan kinerja prediksi diuraikan seperti berikut:

1. *Accuracy*

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

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{n} \tag{10}$$

2. *Sensitivity*

Sensitivity Persentase data positif relatif terhadap keseluruhan data positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{11}$$

3. *Precision*

Precision persentase benar positif dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{12}$$

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

**3.1 Hasil Pengujian**

Pengujian dalam penelitian ini dibantu oleh *Software Visual Studio 2015* dengan Bahasa pemrograman C# yang berfungsi untuk mempersingkat proses pengklasifikasian citra permainan Batu, Gunting, Kertas menggunakan *Probabilistic Neural Network (PNN)*. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data *testing* yang telah ditentukan sebelumnya yaitu berjumlah 60 data testing dari 3 kelas citra yaitu 20 citra kelas Batu, 20 citra kelas Gunting, dan 20 citra kelas Kertas. Selain itu juga dilakukan pengujian dengan nilai *Smooth Paramater* yaitu 0.5.



Hasil klasifikasi yang diperoleh dalam pengenalan citra berdasarkan hasil *training dataset* yang dapat dikenali oleh data testing, didasarkan pada hasil perhitungan yang diperoleh dari nilai ekstraksi fitur yang didapatkan dari masing-masing pengujian citra yang kemudian diperoleh nilai klasifikasi PNN. Kemudian dari nilai pada masing-masing kelas, maka nilai prediksi terbesar yang dinyatakan sebagai nilai actual dari kelas citra. Apabila citra yang dapat dikenali oleh data testing, maka akan bernilai *True*, dan sebaliknya jika citra tidak dapat mengenali data testing maka akan bernilai *False*. Hasil dari seluruh pengujian data testing dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

**Tabel 3.** Tabel *Confusion Matrix*

Data Uji Ke-	Nilai Prediksi <i>Probabilistic Neural Network</i>			<i>Desire Output</i>	<i>Actual Output</i>	<i>True / False</i>
	Kelas Batu	Kelas Gunting	Kelas Kertas			
1	1.37119337	1.37119337	1.37119337	Batu	Batu	True
2	1.49682212	1.49682212	1.49682212	Batu	Batu	True
3	1.27454033	1.27454033	1.27454033	Batu	Batu	True
4	1.95421280	1.95421280	1.95421280	Batu	Batu	True
5	1.37988733	1.37988733	1.37988733	Batu	Batu	True
6	1.35638465	1.56660729	1.36663479	Gunting	Gunting	True
7	1.75458395	1.91812575	1.65329034	Gunting	Gunting	True
8	1.46679361	1.56788546	1.46647392	Gunting	Gunting	True
9	2.37568458	2.43792158	2.39639838	Gunting	Gunting	True
10	1.72658388	1.84093208	1.82647396	Gunting	Gunting	True
11	1.36483364	1.63225364	1.53656824	Gunting	Gunting	True
12	1.40464382	1.61464304	1.75761404	Kertas	Kertas	True
13	1.58677477	1.58677477	1.58677477	Kertas	Kertas	True
14	1.72770245	1.70648245	1.78270245	Kertas	Kertas	True
15	1.52403059	1.52647059	1.70152059	Kertas	Kertas	True
16	2.26876462	2.46078762	2.49770362	Kertas	Kertas	True
17	1.43538232	1.48345923	1.56225483	Kertas	Kertas	True
18	1.68368392	1.77468638	1.77498468	Kertas	Kertas	True
19	1.31165839	1.41547387	1.37988733	Kertas	Gunting	False
20	1.56660729	1.76660729	1.63363729	Kertas	Gunting	False
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
58	1.80759208	1.84093208	1.82748378	Gunting	Gunting	True
59	1.61648396	1.63225364	1.77839943	Gunting	Kertas	False
60	1.05838369	1.06839672	1.16135905	Gunting	Kertas	False

**3.2 Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan *Confusion Matrix***

Kemudian dari hasil pengujian yang diperoleh pada Tabel 3 sebelumnya, maka untuk hasil perhitungan klasifikasi yang diperoleh berdasarkan pengujian testing dataset dengan menggunakan evaluasi *Confusion Matrix* terdapat pada Tabel 4 berikut:

**Tabel 4.** Tabel *Confusion Matrix*

		<i>True Values</i>	
		<i>True</i>	<i>False</i>
<i>Prediction</i>	<i>True</i>	TP 52	FP 5
	<i>False</i>	FN 1	TN 2

Pada Tabel 4 dapat diterangkan bahwa jumlah testing dataset yang dikenali dari tiga kelas citra dataset yaitu *True Positive* (TP) sebanyak 52 citra, *False Positive* (FP) sebanyak 5 citra, *True Negative* (TN) sebanyak 1 citra, dan *False Negative* (FN) sebanyak 2 citra. Kemudian dilakukan perhitungan nilai *Accuracy*, *Precision*, dan *Sensitivity* dari hasil pengujian dengan perhitungannya sebagai berikut:

1. *Accuracy*

Berdasarkan persamaan (8) didapatkan nilai accuracy:

$$Accuracy = \frac{52+2}{60} = 90.00 \%$$

2. *Sensitivity*

Berdasarkan persamaan (9) didapatkan nilai sensitivity:

$$Recall = \frac{52}{52+1} = 98.11 \%$$

3. *Precision*

Berdasarkan persamaan (10) didapatkan nilai precision:



$$\text{Precision} = \frac{52}{52 + 5} = 91.22 \%$$

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian yang diperoleh pada penelitian ini mengenai proses klasifikasi citra permainan Batu, Gunting dan Kertas yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan bahwa klasifikasi berdasarkan pada citra permainan Batu, Gunting dan Kertas menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) yang dibantu dengan metode ekstraksi fitur menggunakan *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) memberikan hasil akurasi yang cukup baik. Sistem yang telah dibuat berhasil menerapkan metode PNN sebagai metode klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 90%.

#### REFERENCES

- [1] M. F. Naufal *et al.*, “Klasifikasi Citra Game Batu Kertas Gunting Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Techno.Com*, vol. 20, no. 1, pp. 166–174, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i1.4273.
- [2] M. D. Wuryandari and I. Afrianto, “Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah,” *Komputa*, vol. 1, no. 1, pp. 45–51, 2012.
- [3] Y. Zeinali and B. A. Story, “Competitive probabilistic neural network,” *Integrated Computer-Aided Engineering*, vol. 24, no. 2, pp. 105–118, 2017, doi: 10.3233/ICA-170540.
- [4] J. Permadi and A. Harjoko, “Identifikasi Penyakit Cabai Berdasarkan Gejala Bercak Daun dan Penampakan Conidia Menggunakan Probabilistic Neural Network,” *Semnaskit 20152*, pp. 49–53, 2015.
- [5] F. Alfrian, “Pengaruh Perbedaan Kernel Edge Detection Kirsch Pada Sketching Citra Digital Dengan Bahasa Pemrograman Matlab,” *Jurnal Teknologi Informasi (JTI) RESPATI*, vol. XIII, no. November, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <http://jti.respati.ac.id/index.php/jurnaljti/article/view/190>.
- [6] E. T. Wijaya and I. W. Al Farqi, “Aplikasi Pengenalan Aksara Carakan Madura Dengan Menggunakan Metode Backpropagation,” *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, vol. 9, no. 1, pp. 18–34, 2015.
- [7] 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, 2013, doi: 10.4236/eng.2013.510b066.
- [8] 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, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2797872.
- [9] 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,” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 95, no. 24, pp. 6915–6923, 2017.
- [10] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto, and P. I. Santosa, “Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features,” pp. 225–230, 2013, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1401.4447>.
- [11] 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 Journal of Science*, vol. 57, no. 1A, pp. 279–288, 2016.
- [12] S. Singh, D. Srivastava, and S. Agarwal, “GLCM and its application in pattern recognition,” *5th International Symposium on Computational and Business Intelligence, ISCBI 2017*, pp. 20–25, 2017, doi: 10.1109/ISCBI.2017.8053537.
- [13] 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 International Conference on Advances in Pattern Recognition*, 2015, doi: 10.1109/ICAPR.2015.7050669.
- [14] A. T. Azar and S. A. El-Said, “Probabilistic neural network for breast cancer classification,” *Neural Computing and Applications*, vol. 23, no. 6, pp. 1737–1751, 2013, doi: 10.1007/s00521-012-1134-8.
- [15] M. Kusy and P. A. Kowalski, “Weighted probabilistic neural network,” *Information Sciences*, vol. 430–431, pp. 65–76, 2018, doi: 10.1016/j.ins.2017.11.036.
- [16] M. N. Mohanty and H. K. Palo, “Child emotion recognition using probabilistic neural network with effective features,” *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, vol. 152, p. 107369, 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2019.107369.
- [17] R. Chandra, E. B. Nababan, and Sawaluddin, “Identifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ),” *InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Jaringan*, vol. 1, no. 6, pp. 0–5, 2021.