



ANALISIS JUMLAH NODE HIDDEN LAYER ALGORITMA BACKPROPAGATION DALAM IDENTIFIKASI PENYAKIT MATA

Nur Nafi'iyah¹, Irma Dwi Rohmawati²

¹Dosen Teknik Informatika, Universitas Islam Lamongan

²Mahasiswa Teknik Informatika, Universitas Islam Lamongan

^{1,2}Jl. Veteran Nomor 53A Lamongan, Kode Pos 62211

e-mail: myaff@unisla.ac.id

ABSTRAK

Mata mempunyai banyak manfaat, diantaranya dapat digunakan sebagai alat penglihatan dan alat pengenalan manusia karena setiap individu mempunyai karakteristik atau ciri yang berbeda setiap iris mata. Mata juga dapat digunakan sebagai alat bantu identifikasi penyakit, misalnya identifikasi penyakit mata, penyakit pankreas, penyakit ginjal, dan diabetic retinopathy berdasarkan citra iris mata. Ekstraksi fitur citra dan metode identifikasi sangat berpengaruh terhadap hasil identifikasi penyakit. Ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah fitur tekstur citra, yaitu nilai rata-rata citra grayscale, standar deviasi, skewness, variance, entropy, kontras, energi, korelasi, homogeneity. Citra input dari penelitian diambil dari kaggle dataset dengan jumlah kelas penyakit sebanyak tiga, yaitu Glaucoma, Cataracts, dan Uveitis. Tujuan penelitian ini menganalisis jumlah node di hidden layer Backpropagation dalam identifikasi penyakit mata. Metode Backpropagation yang diusulkan akan terdapat 4 jenis arsitektur sebagai berikut: arsitektur pertama 9 node input layer, 5 node hidden layer, dan 2 node output layer. Arsitektur kedua adalah 9, 7, 2, arsitektur ketiga 9, 9, 2, dan arsitektur keempat 9, 15, 2. Hasil dari uji coba arsitektur yang nilai akurasi terbaik adalah 9, 7, 2, dengan 9 node input layer, 7 node hidden layer, dan 2 node output layer sebesar 54.17%.

Kata kunci : identifikasi penyakit mata, hidden layer backpropagation, fitur tekstur citra grayscale.

ABSTRACT

The eye has many benefits, including being used as a visual tool and a human recognition tool because each individual has different characteristics or characteristics each iris. The eye can also be used as a disease identification tool, for example, the identification of eye disease, pancreas disease, kidney disease, and diabetic retinopathy based on the iris image. Image feature extraction and identification methods significantly affect the results of disease identification. The feature extraction used in this study is the image texture feature, namely the average value of the grayscale image, standard deviation, skewness, variance, entropy, contrast, energy, correlation, and homogeneity. The input image of the study was taken from the Kaggle dataset with three disease classes, namely Glaucoma, Cataracts, and Uveitis. This study aims to analyze the number of nodes in the hidden layer of Backpropagation in identifying eye diseases. The proposed Backpropagation method will have four types of architecture: the first architecture is nine nodes input layer, five nodes hidden layer, and two nodes output layer. The second architecture is 9, 7, 2, the third architecture is 9, 9, 2, and the fourth is 9, 15, 2. The results of the architectural test with the best accuracy values are 9, 7, 2, with nine input layer nodes, seven hidden nodes layer, and a two-node output layer by 54.17%.

Keywords: eye disease identification, hidden layer backpropagation, grayscale image texture features.

1. PENDAHULUAN

Iris mata mempunyai manfaat yang sangat banyak, terutama untuk melindungi organ dalam mata. Iris mata mempunyai keunikan setiap individu karena iris mata sama seperti sidik jari,

setiap individu akan berbeda. Iris mata dapat digunakan sebagai alat pengenalan individu disebabkan mempunyai karakteristik yang unik dan berbeda setiap individu. Penelitian (Al Rivan & Devella, 2020) melakukan pengenalan iris



mata berdasarkan fitur Local Binary Pattern dengan nilai akurasi yang baik 83.3%. Mata mempunyai beberapa bagian, diantaranya iris mata, pupil, dan lainnya. Mata berfungsi sebagai indra penglihat, juga dapat digunakan sebagai pengenalan individu (iris mata).

Mata juga dapat digunakan sebagai alat untuk mendiagnosa penyakit baik penyakit mata (Acharya, Dua, Du, Sree S, & Chua, 2011), (Annu & Justin, 2013), (Arifin & Herliana, 2020), ataupun penyakit pada organ lainnya, misal pada pankreas (Eskaprianda, Isnanto, & Santoso, 2011), penyakit ginjal (Anraeni, Herman, & Arisandi, 2017), ataupun penyakit diabetic retinopathy (Sabrina, 2017).

Proses pengenalan iris mata atau pengenalan penyakit berdasarkan citra mata akan melakukan tahapan ekstraksi fitur citra. Tahapan ekstraksi fitur citra bertujuan untuk mengambil fitur-fitur penting dari karakteristik citra tersebut. Penelitian (Sinaga, 2020) menggunakan fitur GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) (Anraeni et al., 2017), (Herliana & Arifin, 2019), fitur tekstur (Anantrasirichai, Achim, Morgan, Erchova, & Nicholson, 2013), transformasi wavelet (Maimunah & Harjoko, 2007), (Dua, Rajendra Acharya, Chowriappa, & Vinitha Sree, 2012). Hasil dari tahapan ekstraksi fitur digunakan untuk pembelajaran dan pengenalan iris mata atau penyakit mata. Proses pembelajaran untuk mengenali objek dengan akurasi baik salah satu metodenya adalah Neural Network Backpropagation (Nafi'iyah & Wardhani, 2016).

Ekstraksi fitur citra iris mata dengan GLCM menghasilkan pengenalan iris mata yang baik (Herliana & Arifin, 2019). Fitur citra merepresentasikan karakteristik atau ciri khas dari citra, jenis-jenis fitur citra diantaranya fitur tekstur dengan mengambil nilai GLCM citra dari sudut 0, 45, 90 derajat (Anantrasirichai et al., 2013), (Anraeni et al., 2017), (Arifin & Herliana, 2020), (Eskaprianda et al., 2011), (Sinaga, 2020). Hasil penelitian di atas menunjukkan bahwa fitur tekstur GLCM baik digunakan untuk pengenalan iris mata, penyakit pada mata atau organ lainnya. Metode pengenalan yang hasilnya baik adalah Backpropagation nilai akurasi 95.8% (Eskaprianda et al., 2011), dan 80% pada penelitian (Nafi'iyah & Wardhani, 2016).

Dari penelitian tersebut Kami mengusulkan metode ekstraksi fitur tekstur GLCM untuk mengenali penyakit mata dengan metode Backpropagation. Tujuan penelitian ini menganalisis jumlah node pada hidden layer

metode Backpropagation yang paling maksimum akurasinya untuk mengenali penyakit mata.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menganalisa jumlah node di hidden layer metode Backpropagation untuk identifikasi penyakit mata. Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari dataset Kaggle. Penyakit mata yang diidentifikasi ada tiga, yaitu Glaucoma, Cataracts, Uveitis. Tabel 1 merupakan deskripsi jumlah data yang digunakan setiap jenis penyakit. Data merupakan citra berwarna yang diolah terlebih dahulu, dijadikan grayscale.

Tabel 1. Jumlah Dataset Citra Penyakit Mata

No	Penyakit Mata	Data Training	Data Tes	Total
1	Cataract	30	6	36
2	Glaucoma	30	9	39
3	Uveitis	30	9	39
	Total	90	24	114

Data citra yang sudah dikonversi ke grayscale kemudian diambil fitur rata-rata citra grayscale, standar deviasi, skewness, variance, entropy, kontras, energi, korelasi, dan homogeneity. Dataset yang digunakan sebanyak 90 baris dengan 9 kolom fitur. Data tes yang digunakan sebanyak 24 baris dengan 9 kolom fitur.

Persamaan 1 sampai 9 cara mencari nilai fitur rata-rata, standar deviasi, skewness, variance, entropy, kontras, energi, korelasi, dan homogeneity (Faruk & Nafi'iyah, 2020).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n f(k, j)}{m.n} \quad (1)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2)$$

$$\text{Skewness} = \frac{E(x - \bar{x})^3}{\sigma^3} \quad (3)$$

$$\text{Var} = \frac{\sum_{i=1}^N |f(i) - \bar{x}|^2}{N-1} \quad (4)$$

$$\text{Entropi} = -\sum_i p(i) \cdot \log_2 p(i) \quad (5)$$

$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (6)$$

$$\text{Energi} = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (7)$$



$$Correl = \frac{\sum_{i,j} (i - \bar{x}_i)(j - \bar{x}_j) p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (8)$$

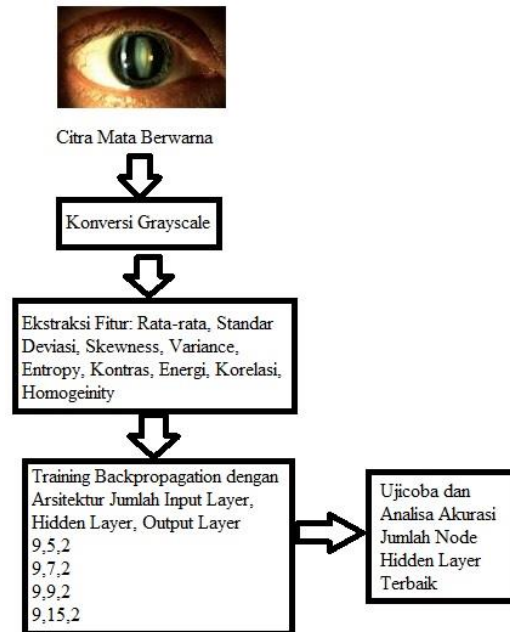
$$Homogen = \frac{\sum_{i,j} p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (9)$$

$$Akurasi = \frac{n \text{ Benar}}{n \text{ Keseluruhan}} \times 100\% \quad (10)$$

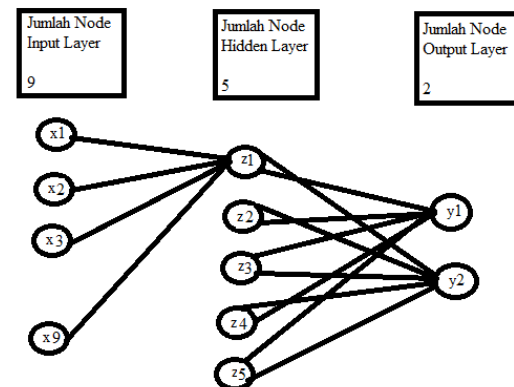
Keterangan dari Persamaan 1 sampai 9, nilai rata-rata dari citra adalah $f(k,j)$ intensitas citra yang dijumlahkan setiap piksel baris dan kolom kemudian dibagi total ukuran $m \times n$ (baris $\times$ kolom). Nilai standar deviasi dari citra adalah nilai intensitas setiap citra dikurangi nilai rata-rata dan dikuadratkan, ditotal keseluruhan dibagi $N-1$. Persamaan 10 nilai akurasi didapatkan dari data yang benar dibagi jumlah data seluruhnya.

Alur dari penelitian ini dalam Gambar 1. Penjelasan Gambar 1 adalah citra input RGB dikonversi ke grayscale/gray level. Citra Grayscale diambil fitur tekstur sebanyak 9, yaitu rata-rata citra grayscale, standar deviasi, skewness, variance, entropy, kontras, energi, korelasi, dan homogeneity.

Penelitian ini menganalisa jumlah node di hidden layer Backpropagation yang hasil akurasinya paling tinggi dalam identifikasi penyakit mata. Gambar 1 menjelaskan bahwa training Backpropagation menggunakan 4 jenis arsitektur. Jumlah node input layer sebanyak 9, dan jumlah node hidden layer yang diusulkan sebanyak 4 jenis, yaitu 5, 7, 9, dan 15. Jumlah node output layer sebanyak 2 node karena identifikasi penyakit mata terdapat 3 kelas, yaitu Glaucoma, Cataracts, dan Uveitis. Gloucoma disimbolkan dalam [1,0], Cataracts [0,1], dan Uveitis [1,1]. Model arsitektur Backpropagation yang diusulkan baik yang jumlah node hidden layer 5, 7, 9, dan 15 seperti dalam Gambar 2, hanya mengubah jumlah node hidden layer.



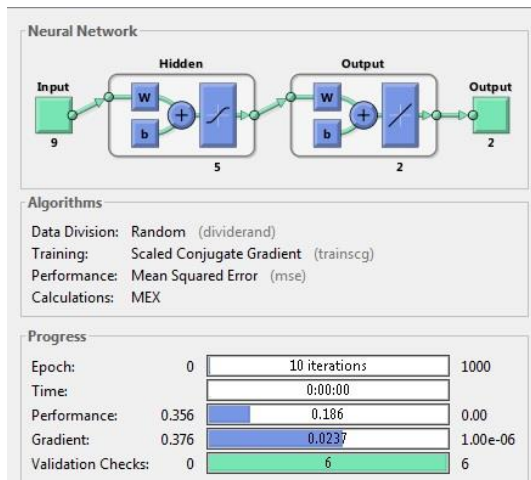
Gambar 1. Diagram Alur Penelitian



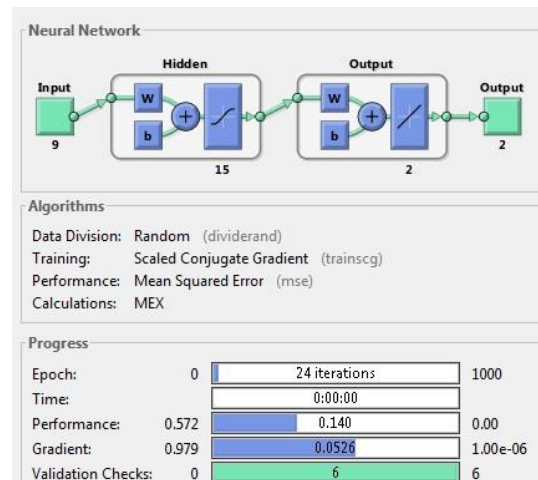
Gambar 2. Arsitektur Algoritma Backpropagation

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

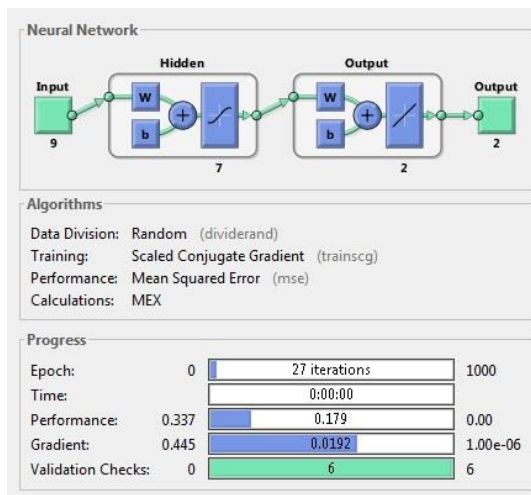
Penelitian ini mengusulkan 4 model arsitektur Backpropagation untuk mengidentifikasi penyakit mata berdasarkan 9 fitur citra. Arsitektur Backpropagation dari keempat model berbeda di jumlah node hidden layer. Gambar 3 merupakan arsitektur Backpropagation pertama dengan jumlah node hidden layer 5. Gambar 4 merupakan arsitektur Backpropagation kedua dengan jumlah node hidden layer 7.



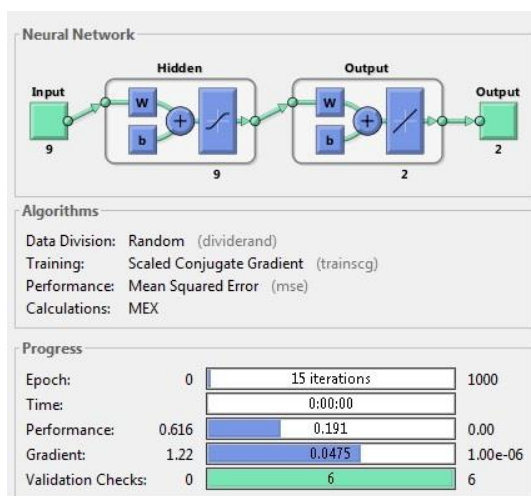
Gambar 3. Arsitektur Backpropagation Pertama



Gambar 6. Arsitektur Backpropagation Keempat



Gambar 4. Arsitektur Backpropagation Kedua



Gambar 5. Arsitektur Backpropagation Ketiga

Gambar 5 merupakan arsitektur Backpropagation ketiga dengan jumlah node hidden layer 9. Gambar 6 merupakan arsitektur Backpropagation keempat dengan jumlah node hidden layer 15.

Citra input dari penelitian ini adalah citra mata RGB yang kemudian dilakukan konversi menjadi grayscale. Citra grayscale selanjutnya diekstraksi fitur tekstur, yaitu diambil fitur rata-rata citra grayscale, standar deviasi, skewness, variance, entropy, kontras, energi, korelasi, dan homogeneity.

Hasil ujicoba dari keempat model arsitektur seperti dalam Tabel 2.

Tabel 2. Nilai Akurasi Keempat Arsitektur Backpropagation

No	Jumlah Node Hidden Layer	Akurasi
1	5	45.83%
2	7	54.17%
3	9	41.67%
4	15	41.67%

Tabel 2 menunjukkan bahwa setiap model arsitektur Backpropagation yang diusulkan ditraining dan diujicoba rata-rata sebanyak 5 kali. Hasil akurasi dari arsitektur yang terbaik adalah model kedua dengan jumlah hidden layer sebanyak 7. Arsitektur Backpropagation yang terbaik dalam identifikasi penyakit mata ada di Gambar 4, dengan 9 node input layer, 7 node hidden layer, dan 2 node output layer.

Data yang digunakan training sebanyak 90 baris dan testing sebanyak 24 baris. Tabel 3 adalah data tes pada penelitian ini. Tabel 3 menunjukkan ada 3 kelas penyakit mata, yaitu Gloucoma, Cataracts, dan Uveitis, yang



disimbolkan Gloucoma [1,0], Cataracts [0,1], dan Uveitis [1,1].

Tabel 3. Data tes Penelitian

rata	stand	skew	vari	entropi	kontras	energi	korelasi	homog	kelas 1	kelas 2	
161.26	10.95	1.12	400484.93	7.20	0.39	0.13	0.89	0.86	0	1	Cataracts
102.01	16.91	0.48	1663475.88	7.77	0.33	0.10	0.96	0.89	0	1	Cataracts
158.10	12.78	1.30	902451.28	7.03	0.38	0.16	0.89	0.86	0	1	Cataracts
144.18	11.23	0.06	551349.03	7.13	0.39	0.14	0.88	0.85	0	1	Cataracts
78.23	24.38	0.23	8760014.51	7.52	0.75	0.11	0.90	0.84	0	1	Cataracts
137.66	9.69	-0.55	692936.92	7.43	0.57	0.10	0.88	0.82	0	1	Cataracts
185.39	11.29	-0.04	507960.45	6.78	0.23	0.26	0.91	0.91	1	0	Glaucoma
116.68	6.88	-0.07	160132.38	7.36	0.24	0.13	0.93	0.90	1	0	Glaucoma
146.30	13.08	-0.22	977070.12	7.34	0.38	0.13	0.91	0.86	1	0	Glaucoma
141.65	15.86	1.07	1193890.87	7.03	0.28	0.19	0.91	0.89	1	0	Glaucoma
99.59	10.72	-0.62	677084.76	7.51	0.22	0.14	0.95	0.91	1	0	Glaucoma
121.98	10.65	-1.85	366146.31	6.77	0.37	0.22	0.80	0.87	1	0	Glaucoma
143.23	12.03	0.65	725990.09	7.18	0.41	0.16	0.89	0.85	1	0	Glaucoma
71.24	8.60	0.20	391973.73	7.04	0.62	0.14	0.77	0.82	1	0	Glaucoma
132.03	5.15	-0.82	138211.11	7.30	0.79	0.08	0.75	0.76	1	0	Glaucoma
141.77	14.87	1.53	1282512.73	7.73	0.71	0.08	0.89	0.82	1	1	Uveitis
155.90	8.77	-0.38	714311.53	7.55	1.07	0.09	0.80	0.77	1	1	Uveitis
183.88	14.05	-0.32	1375906.07	7.08	0.55	0.20	0.87	0.86	1	1	Uveitis
162.87	9.41	2.71	457317.45	7.16	0.64	0.14	0.79	0.83	1	1	Uveitis
171.42	15.62	0.07	1737503.97	7.44	0.25	0.14	0.94	0.90	1	1	Uveitis
180.05	17.52	-0.80	1561631.80	7.25	0.49	0.12	0.92	0.85	1	1	Uveitis
177.10	15.29	-0.57	1416477.15	7.55	0.30	0.12	0.95	0.88	1	1	Uveitis
143.27	14.72	-2.02	768126.87	7.23	0.37	0.11	0.94	0.87	1	1	Uveitis
124.77	9.64	-2.51	447185.76	7.53	0.33	0.09	0.96	0.87	1	1	Uveitis

Data citra mata dari masing-masing penyakit mata seperti dalam Gambar 7 sampai Gambar 9. Gambar 7 merupakan citra mata penyakit Gloucoma, Gambar 8 merupakan citra mata penyakit Cataracts, dan Gambar 9 merupakan citra mata penyakit Uveitis.



Gambar 7. Penyakit Gloucoma



Gambar 8. Penyakit Cataracts



Gambar 9. Penyakit Uveitis



4. KESIMPULAN

Arsitektur yang diusulkan dalam penelitian ini ada 4, yaitu: arsitektur pertama 9, 5, 2, arsitektur kedua 9, 7, 2, arsitektur ketiga 9, 9, 2, dan arsitektur keempat 9, 15, 2. Arsitektur Backpropagation ada input layer, hidden layer, dan output layer. Penelitian ini jumlah node input layer ada 9 dan semua arsitektur yang diusulkan sama. Output layer di penelitian ini juga sama untuk semua arsitektur, yaitu 2. Jumlah node hidden layer yang diusulkan dari keempat arsitektur adalah 5, 7, 9, 15. Arsitektur yang nilai akurasi terbaik adalah 9, 7, 2, dengan 7 node hidden layer, sebesar 54.17%.

5. REFERENSI

- Acharya, U. R., Dua, S., Du, X., Sree S, V., & Chua, C. K. (2011). Automated diagnosis of glaucoma using texture and higher order spectra features. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. <https://doi.org/10.1109/TITB.2011.2119322>
- Al Rivan, M. E., & Devella, S. (2020). Pengenalan Iris Menggunakan Fitur Local Binary Pattern dan RBF Classifier. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*. <https://doi.org/10.24176/simet.v11i1.3717>
- Anantrasirichai, N., Achim, A., Morgan, J. E., Erchova, I., & Nicholson, L. (2013). SVM-based texture classification in Optical Coherence Tomography. In *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2013.6556778>
- Annu, N., & Justin, J. (2013). Automated classification of glaucoma images by wavelet energy features. *International Journal of Engineering and Technology*.
- Anraeni, S., Herman, & Arisandi, A. (2017). Ekstraksi Fitur Citra Iris Mata Menggunakan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan untuk Klasifikasi Kondisi Kesehatan Ginjal Iris Image Feature Extraction Using Grey Level Co-Occurance Matrices for Kidney Health Classification, (July).
- Arifin, T., & Herliana, A. (2020). Optimasi decision tree menggunakan particle swarm optimization untuk identifikasi penyakit mata berdasarkan analisa tekstur. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*.
- Dua, S., Rajendra Acharya, U., Chowriappa, P., & Vinitha Sree, S. (2012). Wavelet-based energy features for glaucomatous image classification. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. <https://doi.org/10.1109/TITB.2011.2176540>
- Eskaprianda, A., Isnanto, R. R., & Santoso, I. (2011). Deteksi Kondisi Organ Pankreas Melalui Iris Mata Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik dengan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan. *TRANSMISI*. <https://doi.org/10.12777/transmisi.13.1.33-38>
- Faruk, M., & Nafi'iyah, N. (2020). Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur , Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN. *Telematika*.
- Herliana, A., & Arifin, T. (2019). Analisis Tekstur pada Citra Iris Mata Menggunakan Algoritma Gray Level Co-Occurrence Matrix. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*. <https://doi.org/10.33480/pilar.v15i2.680>
- Maimunah, & Harjoko, A. (2007). Sistem Pengenalan Iris Mata Manusia dengan Menggunakan Transformasi Wavelet. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*.
- Nafi'iyah, N., & Wardhani, R. (2016). Sistem Identifikasi Jenis Kelamin Manusia Berdasarkan Foto Panoramik. *Seminar Nasional Hasil Penelitian Masyarakat*, 120–125.
- Sabrina, E. (2017). Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ). *Jurnal Teknik Elektro*.
- Sinaga, A. S. R. (2020). Ekstrak Ciri Komunikasi Nonverbal Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix. *INFORMATIKA*. <https://doi.org/10.36723/juri.v12i2.230>