

PERBANDINGAN ALGORITMA LBP DAN CASCADING LBP-GLCM UNTUK EKSTRAKSI FITUR PADA CITRA BERAS

Arief Rahman*, Febriyanti Darnis, Yulian Ansori

Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa
E-mail Korespondensi : arief.rahman@untirta.ac.id

History Artikel

Diterima : 09 Juli 2024 Disetujui : 30 September 2024 Dipublikasikan : 26 Oktober 2024

Abstract

This study compares two image feature extraction algorithms: Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and a combination of Local Binary Pattern with GLCM (LBP GLCM), for rice image classification. The objective is to evaluate the effectiveness of both methods in generating features such as ASM, contrast, correlation, entropy, and energy, as well as to measure the computational time. The results show that the LBP GLCM algorithm significantly improves classification accuracy compared to pure GLCM, but requires 13-17 times longer computational time. While GLCM is more efficient in terms of time, its classification accuracy is relatively lower. These findings align with previous studies indicating that adding LBP to GLCM enhances classification performance. In conclusion, LBP GLCM is superior in accuracy, making it a better choice for applications that prioritize precise classification results. However, the trade-off in computational time should be considered, especially for applications requiring fast processing. These findings are relevant for further development in agriculture and image processing.

Keywords: LBP, GLCM, Computation Time, Comparison

Abstrak

Penelitian ini membandingkan dua algoritma ekstraksi fitur citra, yaitu Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan kombinasi Local Binary Pattern dengan GLCM (LBP GLCM), untuk klasifikasi citra padi. Tujuannya adalah mengevaluasi efektivitas kedua metode dalam menghasilkan fitur seperti ASM, contrast, correlation, entropy, dan energi, serta mengukur waktu komputasi. Hasil menunjukkan bahwa algoritma LBP GLCM mampu meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan dibandingkan dengan GLCM, namun memerlukan waktu komputasi yang lebih lama, sekitar 13-17 kali lebih lambat. Meskipun GLCM lebih efisien dalam hal waktu, akurasi klasifikasinya lebih rendah. Temuan ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa penambahan LBP pada GLCM meningkatkan performa klasifikasi. Kesimpulannya, LBP GLCM lebih unggul dalam akurasi, menjadikannya pilihan yang lebih tepat untuk aplikasi yang memprioritaskan hasil klasifikasi yang akurat. Namun, kompromi dalam waktu komputasi harus dipertimbangkan, terutama untuk aplikasi yang membutuhkan proses cepat. Temuan ini relevan untuk pengembangan lebih lanjut di bidang pertanian dan pengolahan citra.

Kata Kunci: LBP, GLCM, Waktu Komputasi, Kombinasi

How to Cite: Arief Rahman (2024). perbandingan algoritma lbp dan cascading lbp-glcm untuk ekstraksi fitur pada citra beras. KOMPUTEK : Jurnal Teknik Universitas Muhammadiyah Ponorogo, Vol 8 (2) Halaman 19-26

© 2024 Universitas Muhammadiyah Ponorogo. All rights reserved

ISSN 2614-0985 (Print)
ISSN 2614-0977 (Online)

PENDAHULUAN

Pangan merupakan kebutuhan pokok bagi kehidupan manusia, dan beras sebagai salah satu makanan pokok yang memiliki peranan penting dalam menjamin ketahanan pangan di banyak negara, termasuk Indonesia. Secara umum, beras memiliki 4 jenis berdasarkan warna yang banyak dikonsumsi oleh manusia yaitu (1) beras putih (*milled rice*), (2) beras coklat (*brown rice*), (3) beras merah (*red rice*), dan (4) beras hitam (*black rice*), pada dasarnya, jenis beras diatas mempunyai warna edosperma putih tetapi yang membuat warna berbeda adalah *aleurone*. Beras putih yang paling banyak dikonsumsi di Dunia terutama Indonesia (Patria, 2021).

Banyak penelitian untuk identifikasi objek yang telah dilakukan sebelumnya seperti penelitian yang dilakukan oleh neneng et al (2021), Penelitian ini membahas tentang bagaimana citra daging diambil dan diproses, serta bagaimana ciri tekstur diekstraksi menggunakan dua metode yaitu GLCM dan LBP. Tujuannya adalah untuk membandingkan efektivitas metode GLCM dan LBP dalam mengklasifikasikan jenis daging berdasarkan tekstur. penelitian ini menyajikan hasil akurasi klasifikasi dari kedua metode, serta analisis perbandingan antara keduanya. Pengujian dan pelatihan data dilakukan dengan metode *Support Vector Machine* (SVM). Ciri tekstur yang digunakan adalah ASM, IDM, entropi, kontras, serta korelasi. Hasil akurasi klasifikasi citra daging kambing, kerbau, dan kuda menggunakan metode GLCM adalah sebesar 75,6%. Sedangkan hasil akurasi klasifikasi menggunakan metode LBP adalah sebesar 85,6%. Dengan demikian, metode ekstraksi ciri tekstur LBP lebih direkomendasikan untuk klasifikasi jenis daging menggunakan ciri tekstur.

Penelitian yang dilakukan oleh Yudha arya Prasaja, et al (2022), bahwa penerapan metode GLCM dan LBP dalam klasifikasi jenis kayu dengan menggunakan 300 data latih menghasilkan akurasi 100% kemudian penulis melakukan pengujian dengan menggunakan 30 data uji dengan metode GLCM yang menghasilkan akurasi 90% dibandingkan

dengan hasil pengujian menggunakan metode LBP menghasilkan akurasi 70%. Pada percobaan menggunakan data uji, Metode GLCM memiliki performa akurasi yang lebih tinggi. Jadi klasifikasi jenis kayu menggunakan *multilayer perceptron* lebih bagus menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi ciri tekstur kayu.

Mengingat banyaknya jenis beras dari segi kualitas dan variasinya, klasifikasi beras yang akurat dan efisien menjadi kunci untuk mengendalikan dan menjamin kualitas produk beras di pasaran. Akan tetapi, klasifikasi beras tradisional sering kali melibatkan proses manual yang memerlukan banyak waktu dan tenaga, serta dapat menimbulkan kesalahan subjektif.

Untuk mengatasi tantangan tersebut, pengembangan metode klasifikasi beras otomatis merupakan solusi yang menarik dan tepat. Dalam konteks ini, metode berbasis pengolahan citra digital menunjukkan potensi yang besar. Dua metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Local Binary Patterns with GLCM* (LBPGLCM). Metode GLCM merupakan metode analisis tekstur yang mengekstrak informasi tekstur dari citra beras menggunakan matriks koeksistensi, dan penting untuk mendeteksi perbedaan struktur permukaan beras. LBPGLCM memadukan keunggulan *Local Binary Patterns* (LBP) untuk mendeskripsikan tekstur lokal dengan analisis GLCM untuk memberikan gambaran pola tekstur citra padi yang lebih detail.

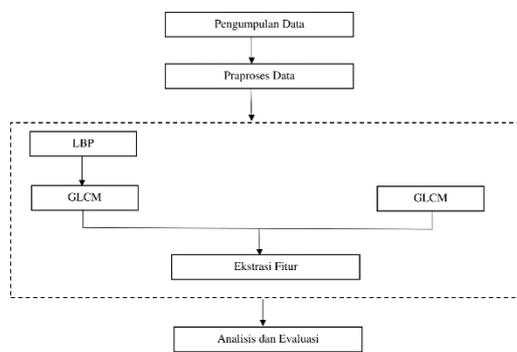
Tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi efektivitas kedua metode tersebut dalam klasifikasi padi, dengan harapan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi proses identifikasi varietas padi. Dengan membandingkan kinerja GLCM dan LBPGLCM, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi yang besar terhadap pengembangan sistem klasifikasi padi berbasis citra yang lebih baik.

METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Arief Rahman, dkk (2024). Perbandingan Algoritma LBP dan Cascading LBP-GLCM untuk Ekstraksi Fitur pada citra beras.

Penelitian digunakan 2 algoritma untuk mengekstraksi ciri pada gambar, algoritma yang digunakan adalah algoritma *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pada tahapan pertama citra di ekstraksi fiturnya menggunakan algoritma GLCM dan tahapan yang ke dua menggunakan algoritma LBP dan GLCM, yang dimaksud dengan tahapan yang ke dua adalah, luaran dari algoritma LBP menjadi masukan dari algoritma GLCM, menurut Andono dan Rachmawanto (2021), algoritma LBP dan GLCM dapat di gabungkan. Untuk itu pada penelitian ini salah satu metode ekstraksi cirinya penggabungan antara metode algoritma LBP dan GLCM. Adapun tahapan dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan perangkat keras, dapat dilihat pada tabel 1, Perangkat lunak dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 1 Perangkat Keras

Jenis	Detail
Processor	Core i7-7600U
Memory	20480MB
Graphic Card	Intel HD 620

Tabel 2 Perangkat Lunak

Jenis	Detail
Windows 11	Home 64-Bit
Python	3.12.5
Scikit-image	0.24.0

Dataset

Penelitian ini menggunakan 5 jenis beras, yang bernama Arborio, Basmati, Ipsala, Jasmine, Karacadag, dengan masing-masing

jenis memiliki 1500 citra. Dataset ini didapatkan dari repositori kaagle, <https://www.kaggle.com/datasets/muratkokludataset/rice-image-dataset/data>. Gambar 1 merupakan contoh dari data set dengan jenis beras arborio



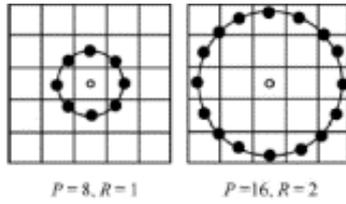
Gambar 1. Dataset Beras Arborio

Praproses

Tahapan ini bertujuan untuk mengubah citra yang sebelumnya RGB menjadi bentuk *grayscale*, Penelitian ini menggunakan tahapan praproses berupa *grayscale*, citra *grayscale* merupakan citra yang memiliki satu *channel*. Tiap piksel hanya mempresentasikan jumlah cahaya pada suatu citra, maka dari itu informasi yang didapat hanya intensitasnya. Pada penelitian ini citra diubah menjadi *grayscale* fungsinya juga untuk memudahkan dalam perhitungan algoritma LBP dan GLCM.

Local Binary Patern

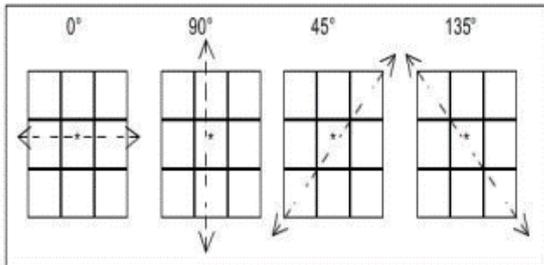
Local Binary Pattern (LBP) adalah metode non-parametric secara efisien dapat meresmue struktur lokal gambar dengan membandingkan sentral piksel-piksel yang berdekatan. Dengan memanfaatkan nilai piksel yang ketegangan tersebar melingkar (*circular neighborhood*) dengan berbagai macam ukuran dan dipresentasikan kedalam bentuk matrix (lize et al, 2020). cara kerja dari LBP ini adalah dengan melakukan maksing matriks 3x3 terhadap citra yang sudah di praporses, pada penelitian ini tahapan praproses berupa *grayscale* (Ashari dan Ernawati, 2020). Gambar 2 merupakan representasi dari *circular neighborhood*.



Gambar 2. Circular Neighborhood

Grey Level Co-occurrence Matrix

Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah salah satu metode yang digunakan untuk menganalisis tekstur pada orde kedua, sedangkan orde pertama menggunakan perhitungan statistik berdasarkan nilai piksel citra asli (Nuraini, 2022). GLCM merupakan analisis tekstur yang telah banyak digunakan, dan hasilnya lebih baik dari metode diskriminasi tekstur lainnya (srg at al, 2022). menurut (Alwi et al, 2019) GLCM dapat digambarkan suatu matriks yang frekuensi munculnya dari pasangan dua piksel tersebut dengan intensitas dalam jarak dan arah tertentu dalam citra. GLCM memiliki empat arah orientasi sudut, yaitu 0°, 35°, 90°, 135°, sedangkan menurut (Sapitri, et al, 2022) orientasi yang terbaik adalah 0°. Gambar 3 merupakan *angel* dalam GLCM.



Gambar 3. Angel GLCM (nurhasanah et al, 2020)

Orientasi sudut yang dipakai dalam penelitian ini adalah 0°, karena menurut sudut tersebut adalah sudut terbaik.

Menurut (Haralic et al) ekstraksi fitur dalam GLCM terdiri dari 14 ekstraksi fitur, tetapi pada penelitian ini hanya menggunakan 7 ekstraksi fitur, yaitu *Angular Second Moment* (ASM), *Inverse Difference Moment* (IDM), *contrast*, *correlation*, *entropy*, *energi* dan *disimilarity*:

1. Angular Second Momen (ASM)

Metode ini mengukur homogenitas dari citra, semakin tinggi nilai suatu piksel maka memiliki homogenitas yang tinggi. Untuk mencari ASM menggunakan persamaan dibawah ini.

$$ASM = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{P(i,j)\}^2$$

2. Inverse Difference Moment (IDM)

IDM merupakan gambar yang dipengaruhi dari homogenitas. Untuk mencari nilai IDM dapat menggunakan persamaan dibawah ini.

$$IDM = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i,j)$$

3. Contrast

Contrast adalah perbedaan dari intensitas satu piksel dengan piksel lain yang berdekatan. Gambar yang konstan kontras akan menjadi 0, nilai *contrast* dapat dicari dengan menggunakan persamaan.

$$Contrast = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i,j) \right\}, |i-j| = n$$

4. Correlation

Correlation merupakan ketergantungan yang linear antar piksel dengan kondisi posisi tertentu terhadap piksel yang lainnya. Nilai *correlation* yang tinggi didapatkan pada area dengan tingkat keabuan yang sama. Untuk mencari nilai *correlation* dapat menggunakan persamaan.

$$Correlation = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{ixj\}P(i,j) - \mu'_i \mu'_j}{\sigma'_i \sigma'_j}$$

5. Entropy

Entropy didapatkan dari ketergantungan distribusi pikselnya yang seragam atau tidak, nilai *entropy* akan besar jika nilainya seragam, begitupula sebaliknya, jika nilainya tidak seragam maka nilai *entropy* semakin kecil. Untuk mendapatkan nilai *entropy* dapat menggunakan persamaan.

$$Entropy = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (P(i,j) \times \log(P(i,j)))$$

6. Energy

Energy merupakan karakteristik yang dapat melihat tingkat keseragaman tekstur, semakin tinggi nilai *energy*, maka tingkat homogenitas tekstur tinggi, dan variasi intensitas dalam citra mengecil. Untuk

mendapatkan nilai *energy*, dapat menggunakan persamaan.

$$Energy = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (P(i, j))^2$$

Tabel 3 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

No.	ASM	Homogeneity	Contrast	Correlation	Entropy	Energy	Disimilarity	Jenis Beras
1	0.4600	0.9055	62.9059	0.9933	2.1549	0.6782	0.9973	Arborio
2	0.4423	0.8915	126.4046	0.9872	2.2085	0.6651	1.5217	Arborio
3	0.4362	0.8913	216.4361	0.9771	2.1760	0.6604	1.9175	Basmati
4	0.4761	0.9027	124.2929	0.9858	2.0529	0.6900	1.5256	Basmati
5	0.3291	0.8882	118.1437	0.9947	2.8391	0.5736	1.3059	Ipsala
6	0.3383	0.8825	183.8888	0.9906	2.6073	0.5816	1.6721	Ipsala
7	0.4935	0.9326	41.8777	0.9935	1.8397	0.7025	0.6459	Jasmine
8	0.4838	0.9167	69.4396	0.9906	1.9227	0.6955	0.9796	Jasmine
9	0.4314	0.8967	111.6603	0.9881	2.2233	0.6568	1.3631	Karacadag
10	0.4364	0.9018	95.6339	0.9905	2.2136	0.6606	1.2805	Karacadag

Tabel 4 Hasil Ekstraksi Fitur LBP GLCM

No.	ASM	Homogeneity	Contrast	Correlation	Entropy	Energy	Disimilarity	Jenis Beras
1	0.6909	0.8761	1378.1238	0.8087	1.4839	0.8312	10.0030	Arborio
2	0.6691	0.8586	1843.2413	0.7059	1.5703	0.8180	13.0626	Arborio
3	0.6726	0.8530	1673.8401	0.7400	1.4944	0.8201	12.3797	Basmati
4	0.6874	0.8559	1957.6573	0.6927	1.4956	0.8291	13.2870	Basmati
5	0.4517	0.8259	2253.1547	0.7705	2.0487	0.6721	15.9451	Ipsala
6	0.5093	0.8212	2421.6963	0.7119	1.8936	0.7137	16.9372	Ipsala
7	0.7433	0.8955	1227.0174	0.7853	1.2181	0.8622	8.6349	Jasmine
8	0.7182	0.8763	1508.7844	0.7448	1.3578	0.8475	10.5648	Jasmine
9	0.6646	0.8490	1804.7972	0.7148	1.6110	0.8152	12.9827	Karacadag
10	0.6651	0.8620	1802.8758	0.7468	1.5529	0.8156	12.7024	Karacadag

7. Disimilarity

Disimilarity merupakan mengukur tidak miripan suatu tekstur, disimilarity akan bernilai besar, bila acak, dan sebaliknya akan bernilai kecil jika seragam. Untuk mengukur dissimilarity dapat menggunakan persamaan.

$$Disimilarity = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} |i - j| \cdot p(i, j)$$

Keterangan :

$P(i, j)$ = nilai baris I dan kolom j pada matriks kookurensi.

G = intensitas warna

Ekstraksi Ciri

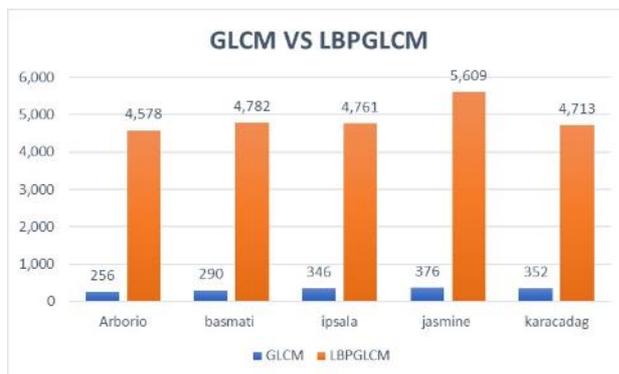
Ekstraksi ciri yang pertama adalah citra yang ada didataset diekstraksi cirinya dengan menggunakan algoritma GLCM, dapat dilihat pada Tabel 3.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan ini merupakan tahapan hasil uji coba yang dilakukan ekstraksi fitur dengan

algoritma GLCM dan LBP GLCM dapat dilihat pada tabel, hasil ekstraksi ciri yang berupa ASM, IDM, *contrast*, *correlation*, *entropy*, *energi*, dan *disimilarity* pada algoritma GLCM dan LBP GLCM memiliki fitur yang berbeda, dapat dilihat pada Tabel 3 untuk algoritma GLCM dan Tabel 4 untuk algoritma LBP GLCM.

Gambar 4 merupakan hasil waktu komputasi untuk menyelesaikan 75.000 sampel citra padi, dapat dilihat waktu komputasi untuk melakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma LBP GLCM lebih lama sekitar 13-17 kali lebih lama dibandingkan dengan algoritma GLCM saja, perbedaan waktu komputasi yang signifikan ini terjadi karena pada saat praproses citra dilakukan 2 kali proses untuk mendapatkan ekstraksi fiturnya. Tetapi menurut solehudin et al (2019) algoritma LBP ditambah dengan GLCM dapat meningkatkan akurasi untuk klasifikasi citra.



Gambar 4 Perbandingan Waktu Komputasi GLCM dan LBPGLCM

KESIMPULAN

Dataset yang digunakan dapat diekstraksi fitur menggunakan algoritma GLCM dan LBP GLCM, masing-masing metode ekstraksi fitur, didapatkan nilai fitur yang berbeda antar kedua algoritma tersebut. Algoritma LBP GLCM mampu meningkatkan tingkat akurasi untuk klasifikasi, tetapi dalam proses komputasi untuk mengekstraksi fitur lebih lama dibandingkan dengan algoritma GLCM saja.

DAFTAR PUSTAKA

- C. D. Marnelius, K. Usman, N. K. C. Pratiwi. (2023). "Klasifikasi Jenis Beras Berbasis Citra Dengan Menggunakan Deep Learning", *e-Procending of Engineering*, 10(5), 4211-4216.
- D.G. Patria, Sukamto, Sumarji. 2021. Rice Scinece and Teknology(Ilmu dan teknologi beras. 2021
- Y. A. Prajasa, S. Agustin, U. Chotijah, F. Mara'i. (2022). "Perbandingan Metode GLCM dan LBP Dalam Klasifikasi Jenis Kayu", *Indexia: Informatic and Computational Intelligent Journal*", 4(2), 60-84.
- A. S. P. Neneng, A. S. Puspaningrum, A. A. Aldino. (2021). Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP). *SMATIKA Jurnal*, 11(1).
- D. Indra, H. M. Fadillah, Kasman, L. B. Ilmawan. (2021). "Rice Texture Analysis Using GLCM Features", *Proc. Of the Internasional Conference on Electrical, Computer and Energi Technologies (ICECET)*.
- P. N. Andono, E. H. Rachmawanto. (2021) "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik", *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(1), 1-9.
- S. A. R. Srg, M. Zarlis, Wanayumin. (2022). "Klasifikasi Citra Daun dengan GLCM dan K-NN", *Matrik: Journal Manajemen, Teknik Informatika, dan Rekayasa Komputer*. 21(2), 477-486.
- A. Sapitri, J. Raharjo, S. Rizal. (2022). "Identifikasi Penyakit Jagung dengan menerapkan metode *Gray level Co-Occurence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) melalui Citra Daun", *e-Procending of Engineering*, 8(6), 2963-2971.
- L. Alwi, A. T. Hermawan, Y. Kristian. (2019). "Identifikasi Biji-Bijian berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna, Bentuk dan Tekstur Menggunakan Random Forest", *Journal of Intelligent System and Computation*, 1(2), 92-98
- J. Lize, V. Debordes, H. Lu, K. Kpalma, J. Ronsin. (2020). "*Local Binary Pattern and its Variants: Application to Face Analysis*", *Advances in Smart Technologies: Applications and Case Studies - Selected Papers from the First International Conference on Smart Information and Communication Technologies, SmartICT 2019*, 94-102.
- S. Ashari, I. Ernawati. (2020). "Klasifikasi Tanaman Obat untuk Penyakit Asam Urat dengan Metode *Local Binary Pattern* (LBP)", *Seminar Nasional Mahasiswa*

Ilmu komputer dan Aplikasinya, 1(2), 516-528.

- R. Nuraini. (2022). “Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan Metode Self-Organizing Map pada Klasifikasi Citra Jenis Ikan Kakap”, *Building of Informatic, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1325-1333.
- Y. I. Nurhasanah, I. A. Dewi, F. P. (2020). “Sistem Pengenalan Jenis Kanker Melanoma pada Citra Menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) Classifier”, *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Network Database) Journal*, 5(1) 66-80.
- R. M. Haralick, K. Shanmugam, I H Dinstein. (1973). “Textural Features for Image Classification”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 6, 610-621.
- Solehudin. Annisa. A. Buono. (2020). Cascading LBP-GLCM-JST untuk Model Klasifikasi Makroskopis Kayu Komersial. *Unpublished Thesis*. Post-Graduate Programme. Bogor: IPB University.