



Klasifikasi Kanker Paru-Paru berdasarkan Data Citra CT-Scan: Berbasis *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Extreme Learning Machine*

M Ikhsan^{1,*}, Dila Marta Putri¹, Siti Nurjanah², Bastul Wajhi Akramunnas¹, Asde Rahmawati¹, Fahrizal¹

¹Program Studi Teknik Elektro
Institut Teknologi Bisnis Riau
Jl. Jend. Sudirman Tangkerang
Selatan, Kec. Bukit Raya Kota
Pekanbaru – Riau, 28125
muh.ikhsan2294@gmail.com
putri.dilamarta@gmail.com
bastulwajhiakramunnas@gmail.com
iamtitiuin@gmail.com
fahrizal.upp@gmail.com

²Program Studi Teknik Elektro
Universitas Riau
Jl. HR. Soebrantas, Kampus Bina
Widya KM. 12,5, Kota Pekanbaru
– Riau, 28293
siti.nurjanah@lecturer.unri.ac.id

ABSTRAK

Kanker merupakan salah satu penyakit paling mematikan di dunia, dengan 1,796,144 jiwa meninggal akibat kanker paru-paru pada tahun 2020, menjadikannya jenis kanker dengan tingkat kematian tertinggi, yaitu 18% dari total kematian akibat kanker. Mengingat pentingnya diagnosis akurat, klasifikasi kanker paru-paru memerlukan konfirmasi histologi dari kondisi pasien. Penelitian ini memanfaatkan 1097 citra CT-Scan paru-paru manusia dari 110 kasus, yang dikumpulkan oleh spesialis IQ-OTH/NCCD dan diunggah oleh Aditya Mahimkar. Untuk mengklasifikasikan kondisi paru-paru menjadi normal, jinak (*benign*), dan ganas (*malignant*), digunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur citra CT-Scan. Selanjutnya, *Extreme Learning Machine* (ELM) diterapkan untuk klasifikasi. Model yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 79% saat diuji dengan dataset citra CT-Scan.

Kata kunci: Kanker paru-paru; Klasifikasi; *Gray Level Co-occurrence Matrix*; *Extreme Learning Machine*.

ABSTRACT

Cancer is one of the deadliest diseases in the world, with 1,796,144 people dying from lung cancer in 2020, making it the cancer type with the highest mortality rate at 18% of total cancer deaths. Given the importance of accurate diagnosis, lung cancer classification requires histological confirmation of the patient's condition. This study utilized 1097 CT-Scan images of human lungs from 110 cases, collected by IQ-OTH/NCCD specialists and uploaded by Aditya Mahimkar. To classify the lung conditions into normal, benign, and malignant, the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) method was used for CT-Scan image texture feature extraction. Furthermore, *Extreme Learning Machine* (ELM) was applied for classification. The developed model achieved the highest accuracy of 79% when tested with the CT-Scan image dataset.

Keywords: Lung Cancer; Classification; *Gray Level Co-occurrence Matrix*; *Extreme Learning Machine*.

1. PENDAHULUAN

Kanker merupakan salah satu penyakit paling mematikan secara global, dengan angka kematian mencapai 9,9 juta jiwa dan perkiraan 19,3 juta kasus baru pada tahun 2020. Di antara berbagai jenis kanker, kanker paru-paru menempati peringkat tertinggi dalam angka kematian, menyumbang 18% dari total kematian akibat kanker, dengan 1.796.144 jiwa meninggal pada tahun 2020 [1]. Tingginya mortalitas kanker paru-paru di Indonesia, yang bahkan melampaui rata-rata Asia

dan dunia, sejalan dengan tingginya jumlah perokok di Indonesia (mencapai 34% dari total penduduk) yang menjadi salah satu faktor risiko utama [2].

Pentingnya diagnosis akurat dan dini menjadi krusial dalam penanganan kanker paru-paru. Konfirmasi histologi terhadap kondisi paru-paru pasien diperlukan untuk pemeriksaan diagnostik. Dalam konteks ini, pemeriksaan radiologi menggunakan teknik pencitraan *Computed Tomography* (CT) sangat efektif untuk deteksi dini kanker paru-paru [3]. Untuk mendukung ahli radiologi, sistem *Computer-aided Detection and Diagnosis* (CAD) telah dikembangkan sebagai skema yang efisien dalam deteksi dan karakterisasi lesi. CAD bertujuan untuk meningkatkan akurasi, membantu dalam analisis, memberikan pendapat kedua untuk keputusan akhir, serta mengurangi waktu analisis citra [3], [4]. Berbagai penelitian telah dilakukan dalam klasifikasi citra CT-Scan kanker paru-paru menggunakan metode ekstraksi ciri dan pemodelan yang beragam. [5] mendeteksi status kanker paru-paru dari citra CT-Scan menggunakan algoritma *fuzzy logic* berbasis ekstraksi fitur First Order (FO) dengan akurasi 66,67%. Selain FO, [6] melakukan klasifikasi nodul paru-paru dari citra CT-Scan menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) berdasarkan fitur tekstur yang diekstrak dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), mencapai akurasi 85%. Ekstraksi fitur GLCM juga digunakan dalam penelitian oleh [7], yang mengimplementasikan klasifikasi Naïve Bayes, memperoleh akurasi 88,33%. Algoritma klasifikasi lain yang menjanjikan adalah *Extreme Learning Machine* (ELM), yang dikenal mampu memberikan generalisasi yang baik dengan waktu belajar yang cepat. Penelitian oleh [3] menunjukkan ELM dapat mengklasifikasikan tingkat keganasan kanker paru-paru dari citra CT-Scan dengan akurasi tertinggi 85,58%.

Berdasarkan tinjauan penelitian terdahulu, masih diperlukan pengembangan model klasifikasi kanker paru-paru untuk membantu ahli radiologi dalam diagnosis. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan model klasifikasi kanker paru-paru berdasarkan citra CT-Scan menggunakan ELM dan ekstraksi ciri GLCM.

2. METODE

2.1 Dataset

Data citra CT-Scan paru-paru yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari sumber yang tersedia secara publik, yaitu melalui platform *Kaggle*. *Dataset* tersebut awalnya dikumpulkan oleh spesialis dari *Iraq-Oncology Teaching Hospital/National Center for Cancer Diseases* (IQ-OTH/NCCD) pada musim gugur 2019 dan diunggah oleh Aditya Mahimkar. Koleksi data ini terdiri atas 1097 citra CT-Scan paru-paru manusia yang merepresentasikan 110 kasus. Kasus-kasus tersebut bervariasi dalam hal gender, usia, pendidikan, tempat tinggal, dan status hidup. Beberapa individu dalam *dataset* ini merupakan pegawai kementerian Transportasi dan Minyak Irak, sementara yang lain berprofesi sebagai petani dan pekerja. Mayoritas subjek berasal dari wilayah tengah Irak, termasuk provinsi Baghdad, Wasit, Diyala, Salahuddin, dan Babylon.

Citra-citra ini terbagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Data latih, yang telah diketahui labelnya, digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi kanker paru-paru. Sebaliknya, data uji berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kanker paru-paru. Klasifikasi kondisi paru-paru meliputi tiga kategori: normal, kanker jinak (*benign*), dan kanker ganas (*malignant*). Jumlah citra untuk

setiap kategori adalah 120 untuk jenis jinak, 561 untuk jenis ganas, dan 416 untuk jenis normal.

2.2 Greyscaling

Proses *greyscaling* merupakan langkah fundamental dalam prapemrosesan citra, yang bertujuan untuk mengonversi citra berwarna menjadi citra dengan tingkat keabuan (*grayscale*) [8]. Konversi ini signifikan karena citra *grayscale* memerlukan informasi yang lebih sedikit per piksel dibandingkan citra berwarna. Secara spesifik, citra *grayscale* hanya menyimpan intensitas tunggal untuk setiap piksel, yang biasanya direpresentasikan dalam 8-bit integer. Representasi ini memungkinkan 256 kemungkinan tingkat keabuan, mulai dari 0 untuk hitam pekat hingga 255 untuk putih, dengan nilai 1 hingga 254 merepresentasikan berbagai gradasi keabuan.

2.3 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Setelah *dataset* melalui proses prapemrosesan, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur merupakan langkah krusial dalam pemrosesan citra digital, yang bertujuan untuk mendapatkan representasi data yang lebih informatif. Dalam penelitian ini, ekstraksi ciri statistik dari citra dilakukan menggunakan metode GLCM.

GLCM adalah metode ekstraksi ciri berbasis statistik yang menganalisis tekstur citra dengan mempertimbangkan hubungan spasial antara piksel-piksel. Ciri-ciri diperoleh dari nilai piksel matriks yang membentuk pola sudut tertentu [9]. Sudut-sudut yang umum digunakan dalam GLCM adalah 0° , 45° , 90° , dan 135° . Piksel-piksel dalam citra membentuk matriks ko-okurensi berdasarkan pasangan pikselnya, di mana kondisi nilai piksel dinotasikan sebagai matriks dengan jarak x_1, y_1 dan x_2, y_2 .

Untuk penelitian ini, fitur-fitur GLCM yang diekstraksi meliputi *contrast*, *homogeneity*, *energy*, *correlation*, dan *dissimilarity*. Fitur-fitur ini dihitung pada sudut 0° untuk jarak 1, 3, dan 5. Selain itu, fitur juga diekstraksi pada sudut 45° dan 90° dengan jarak yang relevan. Nilai antar matriks dapat dibedakan berdasarkan kondisinya menggunakan persamaan:

- Contrast

$$\sum_i \sum_j |i - j|^2 p(i, j) \quad (1)$$

- Energy

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

- Entropy

$$\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (3)$$

- Homogeneity

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1+|i-j|^2} P(i, j) \quad (4)$$

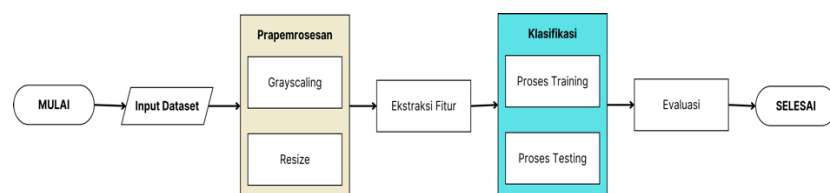
Melalui metode GLCM ini, diperoleh nilai-nilai untuk setiap fitur tekstur dari analisis pada empat sudut orientasi yang berbeda: 0° , 45° , 90° , dan 135° . Dengan demikian, total 16 nilai fitur diekstraksi dari setiap citra, yang siap digunakan untuk tahapan selanjutnya.

2.4 Extreme Learning Machine (ELM)

ELM adalah jenis jaringan saraf tiruan yang beroperasi dengan konsep *Single Hidden-Layer Feed-Forward Neural Network* (SLFN). Metode ELM didesain untuk mengoptimalkan kecepatan pembelajaran dibandingkan dengan arsitektur jaringan saraf tiruan tradisional. Salah satu keunggulan ELM adalah kemampuannya menghasilkan performa generalisasi yang baik dengan menetapkan parameter seperti *input weights* dan *hidden biases* secara acak [10]. Keunggulan ini menjadikan ELM adaptif terhadap penambahan data di masa mendatang, sehingga hasil peramalan tetap terjaga. Dalam implementasinya, tahapan utama yang dilakukan pada metode ELM meliputi normalisasi data, proses pelatihan (*training*), dan pengujian data (*testing*).

2.5 Perancangan Sistem

Perancangan sistem yang diusulkan dalam penelitian ini digambarkan secara komprehensif dalam Diagram Alir Sistem pada Gambar 1. Diagram ini merinci tahapan-tahapan utama dari keseluruhan proses, mulai dari masukan *dataset* hingga evaluasi akhir.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

- Prapemrosesan

Tujuan prapemrosesan adalah untuk meningkatkan kualitas citra sebelum tahapan pemrosesan lebih lanjut. Pada tahap ini, dilakukan beberapa langkah. Pertama, dilakukan proses *grayscale* yang bertujuan untuk mengonversi citra berwarna menjadi citra keabuan. Selanjutnya, ukuran citra diubah (*resize*) menjadi 512×512 piksel. Penyeragaman ukuran ini penting untuk konsistensi data, serta untuk meringankan beban komputasi dan mempercepat proses.

- Ekstraksi Fitur

Setelah prapemrosesan, hasil citra digunakan untuk ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode GLCM. Fitur-fitur GLCM yang digunakan meliputi *contrast*, *energy*, *entropy*, dan *homogeneity*. Fitur-fitur ini dianalisis untuk setiap sudut orientasi 0° , 45° , 90° , dan 135° . Dari proses ini, total 16 nilai fitur diperoleh untuk setiap citra.

- Klasifikasi

Nilai fitur yang diperoleh dari tahapan ekstraksi selanjutnya diolah menggunakan metode ELM. Proses klasifikasi dibagi menjadi dua bagian utama: proses pelatihan (*training*) dan proses pengujian (*testing*). Proses pelatihan bertujuan untuk melatih algoritma dalam melakukan klasifikasi, sementara proses pengujian digunakan untuk mengklasifikasikan *dataset* yang baru. Rasio

pembagian *dataset* untuk proses pelatihan dan pengujian adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Dalam model ini, jumlah neuron yang digunakan adalah 55.

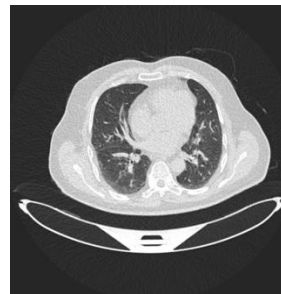
- Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model yang telah dibangun. Metrik evaluasi ditentukan menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai akurasi dan presisi dari program.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Prapemrosesan

Pada tahap prapemrosesan, *dataset* citra diolah melalui dua langkah utama: perubahan ukuran (*resize*) dan *grayscale*. Citra diubah ukurannya menjadi 512×512 piksel, diikuti dengan konversi citra berwarna menjadi citra keabuan. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan data citra, yang pada gilirannya akan mempermudah dan mempercepat proses komputasi dalam klasifikasi kanker. Contoh hasil prapemrosesan *dataset* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Contoh Hasil Prapemrosesan Citra

3.2 Hasil Ekstraksi Fitur dengan GLCM

Ekstraksi fitur citra dilakukan melalui analisis menggunakan metode GLCM. Proses ini menghasilkan nilai-nilai fitur tekstur seperti *energy*, *contrast*, *homogeneity*, dan *entropy* dari empat sudut orientasi yang berbeda: 0°, 45°, 90°, dan 135°. Kombinasi fitur dan sudut ini menghasilkan total 16 nilai fitur untuk setiap citra. Rincian data hasil ekstraksi fitur ini disajikan pada Gambar 3. Dalam tabel tersebut, Fitur 0–3 merupakan hasil ekstraksi dari sudut 0°, Fitur 4–7 dari sudut 45°, Fitur 8–11 dari sudut 90°, dan Fitur 12–15 dari sudut 135°.

Unnamed: 0	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Y	
0	0	0.150691	0.990540	0.318909	108.971158	0.148350	0.976505	0.291975	273.753704	0.150908	0.982359	0.319635	205.370838	0.148230	0.974961	0.285827	291.745356	1
1	1	0.108122	0.987948	0.285470	120.838228	0.105578	0.968873	0.253543	312.400389	0.108614	0.978817	0.295420	212.393186	0.105743	0.970251	0.257001	298.578284	1
2	2	0.180564	0.990423	0.324987	116.389708	0.178358	0.977014	0.308591	279.504038	0.181016	0.983174	0.337604	204.459948	0.178331	0.976647	0.301635	283.973146	1
3	3	0.073455	0.792604	0.134280	2825.718207	0.072789	0.778807	0.134883	3123.604509	0.073855	0.795688	0.136337	2853.284197	0.073434	0.779706	0.137768	3002.318253	1
4	4	0.073412	0.782654	0.131706	3201.415014	0.073483	0.755785	0.135997	3294.589409	0.074671	0.771132	0.137128	3086.966258	0.073220	0.755678	0.136349	3236.033544	1
1092	1092	0.199226	0.989700	0.363876	102.010645	0.196988	0.972018	0.340941	277.395047	0.199745	0.979673	0.378208	201.314416	0.196989	0.972595	0.337494	271.602829	3
1093	1093	0.198245	0.990250	0.339665	119.471983	0.195970	0.978227	0.319181	291.461908	0.198560	0.983134	0.351280	206.654105	0.195859	0.976674	0.317711	285.578236	3
1094	1094	0.198822	0.990283	0.347578	114.294635	0.196547	0.979689	0.319236	309.668127	0.199058	0.981400	0.348710	218.776621	0.195495	0.979584	0.320224	282.658074	3
1095	1095	0.199516	0.990378	0.352279	112.792617	0.196875	0.974711	0.323662	296.627426	0.199438	0.982283	0.354379	207.677994	0.196570	0.976458	0.323727	276.153278	3
1096	1096	0.199739	0.990656	0.353252	109.056828	0.197314	0.974797	0.325242	294.327362	0.199682	0.981664	0.351813	213.996228	0.197180	0.975756	0.322800	283.123215	3

Gambar 3. Data Hasil Ekstraksi Fitur

3.3 Hasil Klasifikasi dengan metode ELM

Setelah ekstraksi fitur menggunakan GLCM, nilai-nilai fitur citra selanjutnya diproses dan diklasifikasikan menggunakan metode ELM. Dengan metode ini, nilai fitur citra akan menentukan golongan citra ke dalam salah satu dari tiga kategori: jinak (*benign*), ganas (*malignant*), atau normal.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Kanker Paru-Paru menggunakan Fitur GLCM dan ELM

Kelas	Akurasi (%)		Presisi (%)	Sensitivitas (%)
	Pelatihan	Validasi		
Kanker Jinak			100	5
Kanker Ganas	80.30	79.30	76	100
Normal/Tidak Kanker			88	74

Hasil klasifikasi kanker paru-paru menggunakan kombinasi fitur GLCM dan ELM disajikan pada Tabel 1. Dari tabel tersebut, terlihat bahwa nilai akurasi pelatihan (*training accuracy*) yang diperoleh adalah 80,30%, sedangkan akurasi validasi (*validation accuracy*) mencapai 79,30%. Kedua nilai akurasi ini menunjukkan performa model yang cukup tinggi dan tidak menunjukkan perbedaan signifikan antara data pelatihan dan validasi, mengindikasikan model memiliki generalisasi yang baik.

- Evaluasi Model dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metode MAPE, diperoleh nilai sebesar 19,45%. Nilai ini menunjukkan bahwa kinerja algoritma klasifikasi yang dibangun termasuk dalam kategori baik.

- *Confusion Matrix*

Nilai akurasi yang telah didapatkan sebelumnya juga didukung oleh hasil *confusion matrix*, yang memvisualisasikan performa klasifikasi kanker paru-paru menggunakan metode ELM. Matriks ini, seperti terlihat pada Gambar 4, memberikan gambaran detail tentang klasifikasi untuk masing-masing kelas.

Actual \ Predicted	0	1	2
	0	2	25
1	0	173	0
2	0	31	87

Gambar 4. *Confusion Matrix* untuk Klasifikasi Multikelas

Berdasarkan *confusion matrix*, untuk kelas jinak (*benign*), terdapat 2 citra yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, terdapat kesalahan klasifikasi di mana 25 citra jinak justru diklasifikasikan sebagai ganas, dan 12 citra jinak diklasifikasikan sebagai normal/tidak memiliki kanker paru-paru. Selanjutnya, untuk kelas ganas (*malignant*), sebanyak 173 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, dan tidak ada citra dari kelas lain yang salah diklasifikasikan sebagai ganas.

Pada tipe normal, 87 citra berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas normal dengan tepat. Meskipun demikian, terdapat 31 citra normal yang salah diklasifikasikan sebagai ganas. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi telah menunjukkan keberhasilan dalam tugasnya. Namun, masih terdapat kekurangan yang ditunjukkan oleh beberapa kesalahan klasifikasi. Kesalahan ini kemungkinan besar terjadi karena adanya kesamaan fitur antar citra dari kelas yang berbeda, yang menyebabkan model kesulitan dalam membedakannya secara akurat.

4. KESIMPULAN

Pengklasifikasian kanker paru-paru merupakan aspek krusial dalam pemeriksaan diagnostik, mengingat pentingnya konfirmasi histologi terhadap kondisi paru-paru pasien. Penelitian ini mengimplementasikan ELM untuk mengklasifikasikan citra paru-paru ke dalam tiga kategori: normal, kanker jinak (*benign*), dan kanker ganas (*malignant*). Proses klasifikasi didasarkan pada hasil ekstraksi fitur tekstur dari citra CT-Scan menggunakan metode GLCM. Model yang dikembangkan telah diuji menggunakan *dataset* citra CT-Scan dan berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 79.3%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Sung et al., "Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries," *CA a Cancer Journal for Clinicians*, vol. 71, no. 3, pp. 209–249, Feb. 2021, doi: 10.3322/caac.21660.
- [2] Pusat Kajian Jaminan Sosial Universitas Indonesia (PKJS-UI), "Kanker paru, kanker paling mematikan di Indonesia: apa saja yang telah kita atasi dan apa yang kita bisa lakukan.," 2021.
- [3] S. Tandungan, N. Indrabayu, and I. Nurtanio, "Comparison of accuracy in extreme learning machine based on hidden node structure variation for lung cancer classification," *IOP Conference Series Materials Science and Engineering*, vol. 676, no. 1, p. 012014, Nov. 2019, doi: 10.1088/1757-899x/676/1/012014.
- [4] H. Mahersia, M. Zaroug, and L. Gabralla, "Lung cancer detection on CT scan images: A review on the analysis techniques," *INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED RESEARCH IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, vol. 4, no. 4, Jan. 2015, doi: 10.14569/ijarai.2015.040406.
- [5] M. I. Fajri and L. . Anifah, "DETEKSI STATUS KANKER PARU-PARU PADA CITRA CT SCAN MENGGUNAKAN METODE FUZZY LOGIC," Sep. 01, 2018. <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jurnal-teknik-elektro/article/view/23277>
- [6] T. D. Wulan, I. K. E. Purnama, and M. H. Purnomo, "Klasifikasi nodule Paru-Paru dari Citra CT-Scan berdasarkan Gray Level CO-Occurrence matriks menggunakan probabilistic neural network," *Prosiding SENTRA (Seminar Teknologi Dan Rekayasa)*, Art. no. ISBN: 978-979-796-238-6, 2015.
- [7] M. Yuniarto et al., "Klasifikasi Kanker Paru Paru menggunakan Naïve Bayes dengan Variasi Filter dan Ekstraksi Ciri GLCM," *INDONESIAN JOURNAL OF APPLIED PHYSICS*, vol. 11, no. 2, p. 256, Oct. 2021, doi: 10.13057/ijap.v11i2.53213.
- [8] C. Saravanan, "Color Image to Grayscale Image Conversion," *International Conference on Computer Engineering and Applications*, pp. 196–199, Jan. 2010, doi: 10.1109/iccea.2010.192.
- [9] B. Sebastian V., "Grey Level Co-Occurrence Matrices: Generalisation and some new features," *International Journal of Computer Science Engineering and Information Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 151–157, Apr. 2012, doi: 10.5121/ijcseit.2012.2213.
- [10] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, "Extreme learning machine: Theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1–3, pp. 489–501, May 2006, doi: 10.1016/j.neucom.2005.12.126.