

Identifikasi Objek Menggunakan Random Forest dan Multi-Fitur

Florentina Tatrini Kurniati¹, Dian Pramana²

Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali

e-mail: ¹florent@stikom-bali.ac.id, ²dian@stikom-bali.ac.id

Diajukan: 31 Januari 2023; Direvisi: 1 Maret 2023; Diterima: 3 Maret 2023

Abstrak

Penelitian ini berfokus untuk identifikasi objek dengan latar belakang yang kompleks, pendekatan kombinasi multi fitur menggunakan algoritma deteksi tepi (Sobel, Canny, dan Robert) dan Local Binary Pattern (LBP) serta klasifikasi menggunakan Random Forest. Tahapan penelitian ini meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan, ekstraksi ciri, dan evaluasi kinerja. Metrik untuk evaluasi kinerja menghitung akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Berdasarkan pengujian hasil yang diperoleh menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja identifikasi objek. Hasilnya untuk akurasi mencapai 93%, presisi 96%, recall 91%, dan F1-Score 94%. Pengujian metode tersebut menunjukkan bahwa integrasi multi fitur mempengaruhi signifikan peningkatan keakuratan dan keandalan identifikasi objek, terutama dalam menghadapi tantangan latar belakang yang beragam dan kondisi pencahayaan yang tidak stabil.

Kata kunci: Local binary pattern, Deteksi tepi, Random forest, Multi fitur, Identifikasi objek.

Abstract

This research focuses on identifying objects with complex backgrounds, a multi-feature combination approach using edge detection algorithms (Sobel, Canny, and Robert) and Local Binary Patterns (LBP) as well as classification using Random Forest. The stages of this research include data collection, pre-processing, feature extraction, and performance evaluation. Metrics for performance evaluation calculate accuracy, precision, recall, and F1-Score. Based on testing, the results obtained show a significant increase in object identification performance. The results for accuracy reached 93%, precision 96%, recall 91%, and F1-Score 94%. Testing of this method shows that multi-feature integration significantly increases the accuracy and reliability of object identification, especially in the face of diverse background challenges and unstable lighting conditions.

Keywords: Local binary pattern, Edge detection, Random forest, Multi-feature, Object identification.

1. Pendahuluan

Pada pengolahan citra digital proses identifikasi objek berguna untuk mendukung proses analisis guna pengambilan keputusan atau sejenisnya. Identifikasi objek mempunyai tahapan pengenalan berdasarkan ciri-ciri tertentu dalam gambar ataupun video [1]. Varian objek berupa posisi, ukuran, bentuk, perubahan pencahayaan, serta keberadaan latar belakang yang kompleks dapat mengaburkan ciri-ciri utama. Hal tersebut akan mempengaruhi nilai akurasi, objek sejenis dengan berbagai varian latar belakang yang berbeda dapat menyebabkan akurasi rendah [2].

Mengatasi tantangan identifikasi objek pada latar belakang yang kompleks, deteksi tepi menjadi pendekatan yang vital. Metode ini fokus pada identifikasi perubahan intensitas yang tajam dalam gambar, yang sering kali merepresentasikan batas atau kontur objek [3]. Dengan mengimplementasikan algoritma deteksi tepi, yaitu Sobel, Canny, atau Robert, sistem dapat lebih mudah memisahkan objek dari latar belakangnya meskipun terdapat gangguan visual atau pencahayaan yang tidak merata. Algoritma ini bekerja dengan menguatkan tepi objek sehingga ciri-ciri penting lebih terlihat, memungkinkan algoritma pengenalan objek lainnya untuk bekerja dengan lebih efektif. Dengan demikian, deteksi tepi memperjelas batasan objek yang memfasilitasi proses identifikasi berikutnya, yang pada akhirnya meningkatkan akurasi dalam pengenalan objek dalam kondisi latar yang beragam [4].

Identifikasi objek dengan latar belakang yang beragam dapat menggunakan pendekatan Local Binary Pattern (LBP) yang menganalisis berdasarkan tekstur objek [5]. Metode tersebut sebagai teknik

yang unggul dalam mengidentifikasi tekstur dan kontur objek pada latar belakang yang kompleks. LBP bekerja dengan membandingkan pada piksel pusat dengan piksel tetangganya dalam lingkungan lokal. Setiap piksel di sekitar piksel pusat yang lebih terang dari pusat dikonversi menjadi nilai 1, dan yang lebih gelap menjadi 0. Pola biner terbentuk yang unik untuk setiap segmen gambar, yang mencerminkan tekstur lokal merupakan pola yang digunakan sebagai fitur. Penerapan LBP dalam identifikasi objek sangat efektif karena kemampuannya untuk memunculkan perbedaan tekstur meskipun dalam kondisi pencahayaan yang tidak merata [6]. Metode ini berguna dalam menganalisis latar belakang yang kompleks di mana objek sering kali tersamarkan oleh variasi tekstur atau warna. LBP dapat digabungkan dengan algoritma deteksi tepi untuk menciptakan representasi yang lebih kuat dari objek yang diidentifikasi. Sedangkan penggunaan deteksi tepi fokus pada batasan tepi objek. Pola dari LBP dan deteksi tepi yang diintegrasikan fitur yang diperoleh diklasifikasikan dengan Random Forest.

Penggunaan metode Random Forest untuk klasifikasi dari fitur yang di ekstraksi, dengan algoritma Local Binary Pattern (LBP) dan deteksi tepi multi fitur mampu menjadi terobosan meningkatkan nilai akurasi [7], [8], [9]. Proses klasifikasi pada Random Forest dengan melatih berbagai pohon keputusan secara independen, di mana setiap pohon membuat keputusan klasifikasi berdasarkan subset acak dari ciri yang tersedia. Hasil klasifikasi dari setiap pohon kemudian diagregasikan untuk memperoleh prediksi akhir. Kelebihan utama dari Random Forest dalam klasifikasi objek mempunyai kemampuannya untuk mengatasi overfitting, yang sering terjadi dalam model klasifikasi kompleks. Selain itu keunggulan lainnya mampu menangani dataset besar dengan dimensi ciri yang tinggi, menjadikannya ideal untuk aplikasi di bidang pengolahan citra di mana keakuratan dan keandalan adalah prioritas utama.

2. Metode Penelitian

Metodologi yang akan digunakan dalam penelitian ini bertujuan untuk menguji efektivitas kombinasi algoritma Local Binary Pattern (LBP) dan deteksi tepi multi fitur dalam mengidentifikasi objek pada latar belakang yang kompleks dalam citra digital. Penelitian ini akan dilakukan melalui beberapa tahapan utama yaitu, pengumpulan data, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur dan evaluasi kinerja, berikut diuraikan tahapannya.

- a. Pengumpulan Data.
Dataset yang digunakan pada penelitian ini berupa gambar objek dengan latar belakang yang beragam.
- b. Pra-Pemrosesan
Citra akan diolah melalui tahap pra-pemrosesan yang meliputi normalisasi pencahayaan dan penghapusan noise. Tujuan dari pra-pemrosesan ini adalah untuk mengoptimalkan kualitas citra sehingga fitur-fitur penting dari objek lebih mudah dikenali oleh algoritma yang digunakan.
- c. Ekstraksi fitur
Menggunakan algoritma deteksi tepi seperti Sobel, Canny, dan Roberts, citra akan diproses untuk mengidentifikasi batas atau kontur objek. Deteksi tepi membantu memisahkan objek dari latar belakang, terutama dalam kondisi pencahayaan yang tidak merata atau gangguan visual lainnya. Selain itu Penerapan Local Binary Pattern (LBP), sebagai ekstraksi kontur objek diperjelas melalui deteksi tepi, LBP akan diterapkan untuk menganalisis tekstur dalam citra. LBP akan menghasilkan pola biner yang mencerminkan tekstur lokal dari area sekitar objek, yang sangat membantu dalam mengidentifikasi objek dengan latar belakang tekstural yang kompleks. Untuk meningkatkan nilai akurasi dengan mengombinasikan varian deteksi tepi dengan LBP. Keseluruhan metode ekstraksi diklasifikasi dengan Random Forest. Random Forest merupakan metode klasifikasi yang efektif dalam pengolahan citra untuk identifikasi objek. Metode ini menggabungkan berbagai pohon keputusan untuk meningkatkan keakuratan dan stabilitas hasil klasifikasi.
- d. Evaluasi Kinerja, diukur berdasarkan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Evaluasi ini akan membantu dalam memahami keefektifan algoritma dalam berbagai kondisi dan konfigurasi latar belakang yang berbeda dengan menggunakan variasi metode ekstraksi.

Model identifikasi objek menggunakan ekstraksi LBP dan deteksi tepi, pseudocode ditunjukkan Tabel 1, Pseudocode yang diberikan menggambarkan algoritma untuk identifikasi objek menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dan Deteksi Tepi, seperti Canny, Sobel, dan Roberts, yang diintegrasikan dengan model klasifikasi Random Forest [9]. Pseudocode dimulai dengan pembagian dataset menjadi dataset pelatihan dan pengujian, untuk melatih model dan menguji keakuratan. Tahap berikutnya dilakukan inisialisasi untuk model ekstraksi fitur, menetapkan LBP sebagai metode analisis tekstur dan algoritma deteksi tepi untuk mengidentifikasi kontur visual objek dalam citra. Proses ekstraksi fitur dibagi

menjadi dua bagian utama, yaitu penghitungan fitur LBP dan deteksi tepi. Dalam bagian LBP, fitur dihitung dengan membandingkan intensitas piksel pusat dengan piksel tetangganya dan dikonversikan menjadi sebuah pola biner yang mencerminkan tekstur lokal. Untuk deteksi tepi, algoritma Canny, Sobel, dan Roberts digunakan untuk menghitung besar gradien dan arahnya, yang kemudian diterapkan ambang batas untuk mengidentifikasi tepi objek[10]. Fitur yang telah diekstrak dari kedua metode kemudian digabungkan untuk setiap citra dalam dataset pelatihan, menciptakan suatu set fitur komprehensif yang akan digunakan dalam model klasifikasi. Model Random Forest dilatih dengan fitur, di mana proses pembelajaran melibatkan agregasi dari beberapa pohon keputusan untuk meningkatkan stabilitas dan akurasi klasifikasi. Setelah model terlatih, dilakukan prediksi terhadap dataset pengujian menggunakan model Random Forest untuk menentukan klasifikasi objek[10]. Tahap akhir dalam pseudocode adalah evaluasi kinerja model yang menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan skor-F1 untuk mengukur efektivitas model dalam mengklasifikasikan objek dengan tepat. Melalui proses ini, pseudocode menguraikan langkah-langkah sistematis dalam penggunaan teknik pengolahan citra dan model pembelajaran mesin untuk meningkatkan identifikasi objek.

Tabel 1. Pseudocode Model Identifikasi Objek menggunakan LBP dan Deteksi Tepi.

Algorithm	Identifikasi Objek menggunakan LBP dan Deteksi Tepi
Input	A grayscale image
Output	classification_result: The classification outcome of the image performance_metrics: Metrics such as accuracy, precision, recall, F1-Score
Process	Proses: 1. Membagi dataset: - Pisahkan data menjadi dataset pelatihan (X_latih, y_latih) dan dataset pengujian (X_uji, y_uji). 2. Inisialisasi model ekstraksi fitur: - Tentukan LBP untuk analisis tekstur. - Tentukan Canny, Sobel, dan Roberts untuk deteksi tepi. 3. Ekstraksi fitur: - Untuk LBP: Untuk setiap citra dalam X_latih: Hitung fitur LBP menggunakan: $LBP(x_c, y_c) = \sum [s(g_p - g_c) * 2^p]$ untuk p=0 sampai P-1 Simpan hasil fitur LBP. - Untuk Deteksi Tepi (Canny, Sobel, Roberts): Untuk setiap metode: Untuk setiap citra dalam X_latih: Hitung besar gradien dan arahnya: $G = \sqrt{(G_x^2) + (G_y^2)}$ $\Theta = \text{atan2}(G_y, G_x)$ Terapkan ambang batas untuk mendeteksi tepi. Simpan hasil fitur tepi. 4. Kombinasikan fitur: - Untuk setiap citra dalam X_latih: Kombinasikan fitur LBP dengan fitur dari setiap metode deteksi tepi. Kombinasikan semua fitur menjadi suatu set fitur untuk model komprehensif. 5. Latih model klasifikasi: - Untuk setiap set fitur gabungan: Inisialisasi model Random Forest dengan jumlah pohon tertentu. Latih model menggunakan set fitur data pelatihan. 6. Lakukan prediksi pada data uji: - Untuk setiap model yang dilatih: Gunakan model Random Forest untuk memprediksi kelas pada X_uji. Simpan hasil prediksi. 7. Evaluasi kinerja model: - Untuk setiap konfigurasi model: Hitung metrik kinerja berdasarkan prediksi uji: $\text{Akurasi} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$ $\text{Presisi} = TP / (TP + FP)$ $\text{Recall} = TP / (TP + FN)$ $\text{Skor-F1} = 2 * (\text{Presisi} * \text{Recall}) / (\text{Presisi} + \text{Recall})$

Local Binary Patterns (LBP) merupakan metode yang terkenal dalam ekstraksi fitur tekstur, digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi pengolahan citra dan visi komputer, termasuk pengenalan wajah dan sistem pemantauan. Metode ini digunakan karena ketahanannya terhadap perubahan pencahayaan. Pada metode ekstraksi LBP mengimplementasikan perbandingan antara intensitas piksel

pusat dengan intensitas piksel-piksel di sekitarnya dalam area lokal, menghasilkan kode biner yang merepresentasikan tekstur di sekitar piksel pusat [8].

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^p \tag{1}$$

Pada persamaan (1) LBP di mana (x_c, y_c) menunjukkan koordinat piksel pusat, g_c adalah intensitas dari piksel pusat, dan g_p adalah intensitas dari piksel tetangga ke-p, yang berada dalam jarak yang telah ditentukan. Fungsi $s(x)$ adalah fungsi tanda, yang didefinisikan sebagai $s(x) = 1$ jika $x \geq 0$ dan $s(x) = 0$ jika $(x < 0)$. Elemen 2^p memastikan bahwa setiap tetangga memiliki bobot yang unik, yang berkontribusi pada pola biner yang terbentuk. Histogram dari semua pola biner yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai representasi fitur tekstur dari citra.

Deteksi tepi merupakan teknik penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk mengidentifikasi lokasi di mana intensitas citra berubah secara signifikan. Teknik ini digunakan untuk mengeluarkan informasi struktural yang penting dari citra dan merupakan langkah awal dalam banyak tugas seperti segmentasi citra dan identifikasi objek. Beberapa metode deteksi tepi yang umum meliputi algoritma Canny, Sobel, dan Roberts. Deteksi Tepi Sobel menggunakan operator Sobel yang menghitung gradien intensitas citra di setiap piksel. Pada persamaan (2) operator ini menggunakan dua kernel 3×3 yang diaplikasikan ke citra untuk menghitung aproksimasi turunan horizontal (G_x) dan vertikal (G_y). Gradien total dihitung menggunakan persamaan (2).

$$G = \sqrt{\{G_x^2 + G_y^2\}} \tag{2}$$

dan arah tepi diberikan oleh ditunjukkan pada persamaan (3).

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{3}$$

Deteksi Tepi Roberts adalah metode yang menggunakan operator Roberts Cross untuk menghitung aproksimasi gradien dengan mengaplikasikan dua kernel 2×2 yang kecil pada citra ditunjukkan pada persamaan (4). Gradien dihitung sebagai:

$$G = \sqrt{\{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2\}} \tag{4}$$

dengan Δx dan Δy adalah hasil dari operasi konvolusi dengan kernel Roberts. Deteksi Tepi Canny merupakan pendekatan yang lebih baik dan terdiri dari beberapa langkah, termasuk penghalusan, mencari gradien citra, non-maximum suppression, dan hysteresis thresholding. Operator ini diawali dengan penghalusan citra menggunakan Gaussian blur untuk mengurangi noise, diikuti dengan mencari gradien magnitude dan arah menggunakan rumus yang serupa dengan Sobel, ditunjukkan pada persamaan (5) dan arah tepi ditunjukkan pada persamaan (6).

$$G = \sqrt{\{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2\}} \tag{5}$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \tag{6}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Model identifikasi yang akan diuji menggunakan metode ekstraksi pada Tabel 1, hasil ekstraksi di klasifikasi dengan Random Forest. Pengujian menggunakan LBP dan deteksi tepi. Untuk deteksi tepi menggunakan Canny, Sobel dan Robert, dengan model klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Model Identifikasi Objek Menggunakan BLP dan Varian Deteksi Tepi.

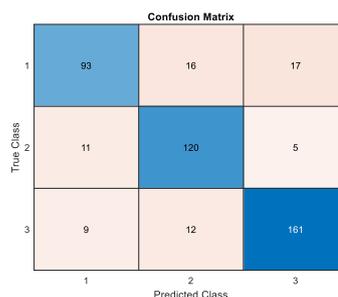
No	Metode Ekstraksi	Klasifikasi
1	LBP	Random Forest
2	Canny	Random Forest
3	Sobel	Random Forest
4	Robert	Random Forest
5	Combined	Random Forest

Tabel 3 menunjukkan performa model klasifikasi menggunakan Local Binary Pattern (LBP) untuk tiga kelas yang berbeda. Kelas_1, model mencapai akurasi sebesar 88.06%, presisi 82.30%, menunjukkan proporsi positif diprediksi secara benar. Recall mengukur kemampuan model untuk menemukan semua kasus positif aktual sebesar 73.81%, sedangkan F1-Score yang merupakan rata-rata dari Presisi dan Recall adalah 77.69%. Kelas_2 dengan akurasi 90.10%, presisi 81.08%, recall 88.24%, dan F1-Score 84.51%. Untuk kelas_3 akurasi sebesar 90.32%, presisi 87.98%, recall adalah 88.46%, F1-Score 88.21%. Secara keseluruhan menunjukkan bahwa model LBP mempunyai performa sangat baik mengklasifikasikan objek ke dalam tiga kelas yang berbeda, berikut ditunjukkan pada Gambar 1 confusion matrix menggunakan LBP.

Tabel 3. Model LBP.

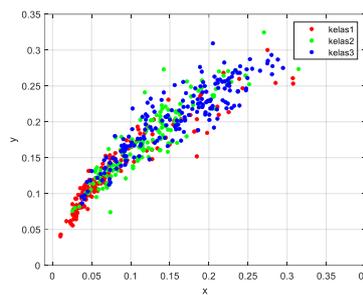
Kelas	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
1	88.06%	82.30%	73.81%	77.69%
2	90.10%	81.08%	88.24%	84.51%
3	90.32%	87.98%	88.46%	88.21%

Pada Gambar 1 confusion matrix menunjukkan performa dari model klasifikasi mengenali tiga kelas objek berbeda. Model cukup efektif dalam mengidentifikasi semua kelas. Untuk kelas 1, model berhasil mengidentifikasi 93 sampel benar, dan salah mengklasifikasikan 16 sampel sebagai kelas 2 dan 17 sampel sebagai kelas 3. Pada kelas 2, model memprediksi 121 sampel dengan benar, namun melakukan kesalahan dengan mengklasifikasikan 11 sampel sebagai kelas 1 dan 5 sampel sebagai kelas 3. Untuk kelas 3, model menunjukkan tingkat keakuratan yang tinggi dengan 161 sampel yang terklasifikasi dengan benar, tetapi 9 sampel salah di kelas 1 dan 12 di kelas 2.

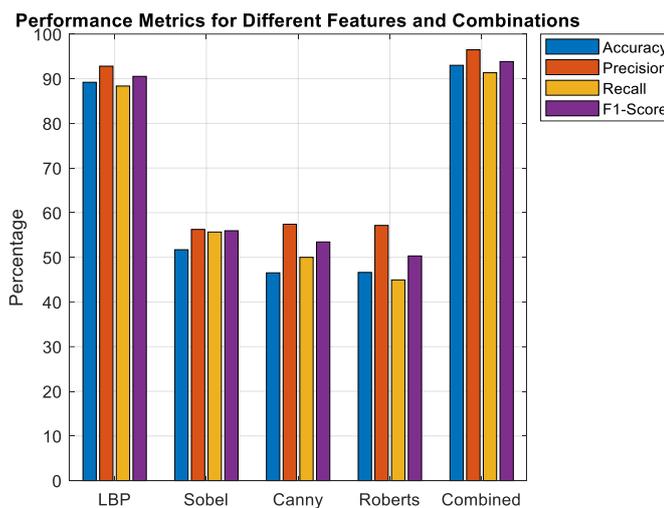


Gambar 1 Confusion matrix menggunakan LBP.

Pada Gambar 2 hubungan antara variabel x dan y, mengidentifikasi distribusi yang berbeda tiga kelas. Analisis menunjukkan bahwa Kelas 1 memiliki nilai x dan y yang lebih rendah, Kelas 3 memiliki nilai y yang lebih tinggi, dan Kelas 2 menampilkan distribusi yang lebih beragam. Korelasi positif antara x dan y terlihat pada semua kelas.



Gambar 2. Fitur Visualisasi.



Gambar 3. Efek memilih pengalihan berbeda pada kondisi dinamis.

Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Gambar 3 identifikasi menggunakan Local Binary Pattern (LBP) menunjukkan performa yang baik dengan akurasi sebesar 89%, Presisi 93%, Recall 88%, dan F1-Score 91%. Metode Sobel, dengan hasil lebih rendah nilai akurasi 52%, presisi 56%, recall 56%, dan F1-Score yang sama pada 56%. Menggunakan deteksi tepi Canny nilai akurasi 47%, presisi 57%, recall 50%, dan F1-Score 53%, sedikit lebih baik dibandingkan dengan Roberts, yang memiliki Akurasi dan F1-Score masing-masing 47% dan 50%, dengan Presisi 57% dan Recall 45%. Untuk kombinasi semua fitur, hasilnya meningkat secara signifikan, mencapai Akurasi 93%, Presisi 96%, Recall 91%, dan F1-Score 94%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur memberikan peningkatan substansial dalam kinerja pengenalan objek dibandingkan dengan penggunaan fitur tunggal.

4. Kesimpulan

Kombinasi Local Binary Pattern dan algoritma deteksi tepi (Sobel, Canny, dan Roberts) yang diintegrasikan dengan model klasifikasi Random Forest secara signifikan meningkatkan akurasi dan keandalan dalam identifikasi objek pada citra digital dengan latar belakang yang kompleks. Metode ini menawarkan pendekatan yang lebih efektif dibandingkan dengan penggunaan setiap teknik secara independen atau tunggal. Hal ini menunjukkan pentingnya pendekatan multi-fitur dalam meningkatkan kinerja sistem pengolahan citra terutama dalam aplikasi yang melibatkan kondisi latar yang beragam dan tantangan visual yang kompleks.

Daftar Pustaka

- [1] Z. Pan, S. Hu, X. Wu, and P. Wang, "Adaptive center pixel selection strategy in Local Binary Pattern for texture classification," *Expert Syst Appl*, vol. 180, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115123.
- [2] U. A. Nnolim, "Automated crack segmentation via saturation channel thresholding, area classification and fusion of modified level set segmentation with Canny edge detection," *Heliyon*, vol. 6, no. 12, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e05748.

-
- [3] T. Song, L. Xin, C. Gao, T. Zhang, and Y. Huang, "Quaternionic extended local binary pattern with adaptive structural pyramid pooling for color image representation," *Pattern Recognit*, vol. 115, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.patcog.2021.107891.
- [4] N. S. Dagar and P. K. Dahiya, "Edge Detection Technique using Binary Particle Swarm Optimization," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2020, pp. 1421–1436. doi: 10.1016/j.procs.2020.03.353.
- [5] E. R. Mehmet Bilal, "Heart sounds classification using convolutional neural network with 1D-local binary pattern and 1D-local ternary pattern features," *Applied Acoustics*, vol. 180, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.apacoust.2021.108152.
- [6] H. Yin, Y. Chen, J. Xiong, R. Xia, J. Xie, and K. Yang, "An improved local binary pattern method for pollen image classification and recognition," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 90, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.compeleceng.2021.106983.
- [7] H. Tao and X. Lu, "Smoke vehicle detection based on robust codebook model and robust volume local binary count patterns," *Image Vis Comput*, vol. 86, pp. 17–27, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.imavis.2019.03.008.
- [8] W. Yin, W. Zhao, D. You, and D. Wang, "Local binary pattern metric-based multi-focus image fusion," *Opt Laser Technol*, vol. 110, pp. 62–68, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.optlastec.2018.07.045.
- [9] J. Pirneskoski *et al.*, "Random forest machine learning method outperforms prehospital National Early Warning Score for predicting one-day mortality: A retrospective study," *Resusc Plus*, vol. 4, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.resplu.2020.100046.
- [10] J. Jing, S. Liu, G. Wang, W. Zhang, and C. Sun, "Recent advances on image edge detection: A comprehensive review," *Neurocomputing*, vol. 503, pp. 259–271, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.neucom.2022.06.083.