

Perbandingan Performa Metode Local Binary Pattern dan Random Forest dalam Identifikasi COVID-19 pada Citra X-ray Paru-paru.

Afifah Suaib¹, Iwan I Tritosmoro²

^{1,2,3} Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Email: ¹afifahsuaib@studen12t.telkomuniversity.ac.id, ²iwaniwut12@telkomuniversity.ac.id,

Email Korenpondensi : afifahsuaib@studen12t.telkomuniversity.ac.id

Abstrak - Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa metode Local Binary Pattern (LBP) dan Random Forest dalam identifikasi COVID-19 pada citra X-ray paru-paru. Metode LBP digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra X-ray paru-paru, sedangkan Random Forest digunakan sebagai algoritma klasifikasi untuk memprediksi apakah citra tersebut termasuk dalam kategori COVID-19 atau non-COVID-19. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra X-ray paru-paru yang diperoleh dari Kaggle. Dataset ini terdiri dari 1000 citra X-ray paru-paru yang terdiri dari 500 citra COVID-19 dan 500 citra non-COVID-19. Pengolahan data dilakukan dengan melakukan ekstraksi fitur menggunakan metode LBP dan melakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritma Random Forest. Selain itu, dilakukan juga perbandingan performa antara metode LBP dan Random Forest dalam mengklasifikasikan citra X-ray paru-paru. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode LBP dan Random Forest dapat menghasilkan performa yang cukup baik dalam identifikasi COVID-19 pada citra X-ray paru-paru. Namun, secara umum, Random Forest menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode LBP dengan akurasi sebesar 94,5% dibandingkan dengan 91,9%. Dalam hal ini, Random Forest dapat dijadikan pilihan yang lebih baik dalam identifikasi COVID-19 pada citra X-ray paru-paru. Dapat disimpulkan bahwa perbandingan performa antara metode LBP dan Random Forest dapat memberikan hasil yang bermanfaat dalam memilih metode terbaik dalam identifikasi COVID-19 pada citra X-ray paru-paru. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi di bidang kesehatan, khususnya dalam mendeteksi COVID-19 secara cepat dan akurat menggunakan citra X-ray paru-paru.

Kata Kunci: COVID-19, citra X-ray paru-paru, identifikasi, Local Binary Pattern, Random Forest

Abstract - This study aims to compare the performance of the Local Binary Pattern (LBP) and Random Forest methods in the identification of COVID-19 on X-ray images of the lungs. The LBP method is used to extract features from the X-ray images of the lungs, while the Random Forest is used as a classification algorithm to predict whether the image belongs to the COVID-19 or non-COVID-19 category. The data used in this study is a lung X-ray image dataset obtained from Kaggle. This dataset consists of 1000 X-ray images of the lungs consisting of 500 COVID-19 images and 500 non-COVID-19 images. Data processing is done by performing feature extraction using the LBP method and classifying using the Random Forest algorithm. In addition, a performance comparison was also made between the LBP and Random Forest methods in classifying X-ray images of the lungs. However, in general, the Random Forest shows better performance than the LBP method with an accuracy of 94.5% compared to 91.9%. In this case, Random Forest can be a better choice in the identification of COVID-19 on X-ray images of the lungs. It can be concluded that the performance comparison between the LBP and Random Forest methods can provide useful results in choosing the best method for identifying COVID-19 on X-ray images of the lungs. This research can contribute to the development of technology in the health sector, especially in detecting COVID-19 quickly and accurately using X-ray images of the lungs.

Keywords: COVID-19, X-ray image of the lungs, identification, Local Binary Pattern, Random Forest

1. PENDAHULUAN

Organisasi kesehatan dunia atau *World Health Organization* (WHO) menetapkan Covid-19 sebagai pandemi pada tanggal 9 Maret 2020 [1]. Pandemi dimana virus Covid-19 telah menyebar ke seluruh dunia. Penanganan terhadap Covid-19 yang lambat dapat membahayakan semua orang dikarenakan penyebarannya yang sangat cepat. Salah satu cara untuk mengidentifikasi pasien yang telah positif Covid-19 dengan melihat hasil X-Ray paru-parunya. Citra X-Ray adalah gambar medis yang digunakan untuk mendiagnosis penyakit paru-paru menggunakan sinar-X. Mesin X-Ray menghasilkan sinar radiasi yang melewati tubuh sehingga citra direkam pada plat khusus atau film dan diubah menjadi gambar digital [2].

Citra paru-paru menjadi salah satu acuan untuk mendeteksi adanya infeksi virus Corona di dalam tubuh. Oleh karena itu, selain swab tenggorokan (swab PCR), rontgen dada juga digunakan sebagai tes untuk memastikan diagnosis dan memantau perkembangan penyakit pada pasien positif Covid-19 [3].

Pada tahun 2021 telah dilakukan penelitian oleh Dimas Setriyo Wahyudi dengan judul Sistem Deteksi Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbour* (K-NN) menggunakan 180 citra yang terdiri dari data latih dan data uji menghasilkan akurasi 85.6% [4].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, akan dilakukan pengujian menggunakan metode ekstraksi ciri citra dan klasifikasi yang berbeda. Metode yang digunakan adalah metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan metode klasifikasi *Random Forest*. Metode LBP dapat menggambarkan tekstur, memiliki pembeda yang akurat, dan juga sangat toleran terhadap perubahan skala abu-abu yang monoton [5] sedangkan penerapan metode *Random Forest* dapat meningkatkan hasil akurasi [6] dan dapat menjaga ketidakseimbangan data terutama untuk kumpulan data dengan jumlah yang besar [7]. Maka dengan menggunakan metode tersebut, diharapkan dapat mendapatkan akurasi yang maksimal dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi citra dengan tiga kelas yaitu covid, normal, dan *pneumonia*.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Desain Sistem

Perancangan sistem dilakukan menggunakan *Jupyter Notebook*. Tahap awal perancangan yaitu dilakukan *input* dataset citra yang terdiri dari tiga kelas, kemudian citra melalui tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra, setelah itu citra diambil cirinya melalui ekstraksi ciri, lalu dilakukan pembagian citra berupa citra latih dan citra uji, dan terakhir dilakukan proses klasifikasi citra berdasarkan tiga kelas yaitu normal, covid-19, dan *pneumonia*.

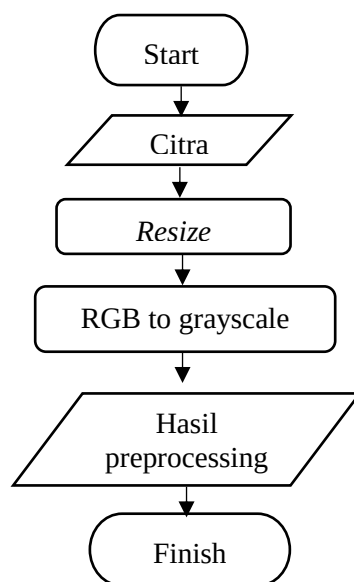
2.2. Dataset

Pada tahap ini citra yang digunakan adalah citra *X-Ray* paru-paru dengan format .jpg. Data citra yang digunakan terbagi menjadi data latih dan data uji dengan masing masing ada tiga kelas yaitu covid-19, normal, dan *pneumonia*. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari *public dataset* Kaggle.com [8] yang terdiri dari 1200 citra. Perbandingan citra data latih dan data uji yang digunakan ialah 75%:25% sehingga dari 1200 citra akan digunakan 900 citra untuk citra latih dan 300 untuk citra uji.

2.3. Preprocessing

Tahap *preprocessing* yang ditunjukkan pada Gambar 1, berfungsi untuk meningkatkan kualitas citra yang diinputkan agar didapatkan citra yang kualitasnya baik. Tahap yang dilakukan adalah *resize* citra agar ukuran semua citra yang digunakan sama. Ukuran awal citra untuk tiap kelasnya rata rata berukuran 1500x1500 piksel. Ukuran citra akan *resize* sesuai dengan variasi pengujian yang akan dilakukan yaitu menggunakan ukuran 100x100 piksel, 200x200 piksel, 300x300 piksel, 400x400 piksel, dan 500x500 piksel.

Setelah *resize*, dilakukan proses konversi citra dari RGB menjadi *grayscale* karena pada metode ekstraksi ciri LBP memerlukan input berupa citra *grayscale*. Keluaran dari tahap *preprocessing* adalah citra dengan ukuran yang sama dan dalam ruang warna *grayscale*.



Gambar 1. proses *preprocessing*

2.4. Local Binary Pattern

Local Binary Pattern (LBP) adalah salah satu metode ekstraksi ciri citra yang banyak digunakan untuk analisa tekstur pada citra keabuan yang kemudian diubah menjadi nilai *integer* [9]. LBP adalah operasi citra dimana citra diubah menjadi *array* label *integer* yang menggambarkan tampilan skala kecil dari suatu gambar [10]. Operasi LBP adalah perbandingan antara nilai piksel skala abu-abu dan piksel tetangga dengan perhitungan yang tidak rumit [16]. Nilai piksel dari citra *grayscale* diambil sebuah matriks 3×3. Keunggulan metode LBP yaitu mempunyai toleransi yang tinggi dengan citra *grayscale* yang berbeda setiap pikselnya. LBP dapat diformulasikan sebagai berikut:

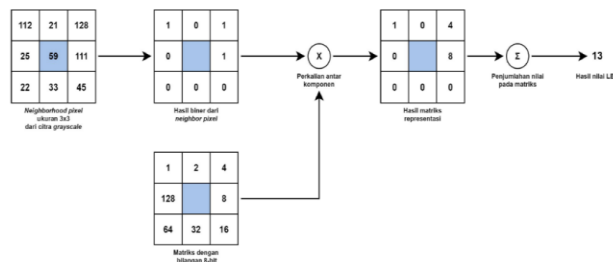
$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{p-1} S(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Pada persamaan (1) $LBP_{P,R}$ merupakan nilai desimal yang dikonversi dari nilai biner, P adalah banyaknya sampel poin, R adalah jarak radius tetangga yang dihitung antara piksel tetangga dan piksel pusat, g_p adalah nilai *grayscale* pada p dan g_c adalah nilai *grayscale* pada titik pusat piksel. Pada persamaan (2) $S(x)$ merupakan fungsi *threshold*.

Proses yang dilakukan pada metode LBP ditunjukkan pada Gambar 3 dengan langkah langkah sebagai berikut:

1. Menetapkan parameter LBP yang akan digunakan berupa nilai P dan R, dimana P adalah *sample point* atau piksel tetangga dan R adalah radius atau jarak antara piksel pusat dan piksel tetangga.
2. Membandingkan nilai setiap piksel tetangga dengan piksel pusat untuk menghasilkan nilai biner menggunakan operasi dasar matriks 3x3 [17]. Proses ini disebut dengan *thresholding* [18]. Nilai 0 akan diberikan jika nilai piksel tetangga lebih kecil atau sama dengan nilai piksel pusat, sedangkan nilai 1 akan diberikan jika nilai piksel tetangga lebih besar dari nilai piksel pusat atau dalam persamaan matematis dapat dilihat pada persamaan (2).
3. Hasil dari proses *threshold* akan dikalikan dengan matriks yang berisikan bilangan 8-bit sehingga menghasilkan bilangan yang kemudian akan dijumlahkan sehingga menghasilkan nilai LBP berupa *integer*.
4. Nilai nilai LBP dalam desimal yang telah didapatkan direpresentasikan melalui histogram. Histogram menunjukkan frekuensi kemunculan relatif dari intensitas sebuah citra [19].

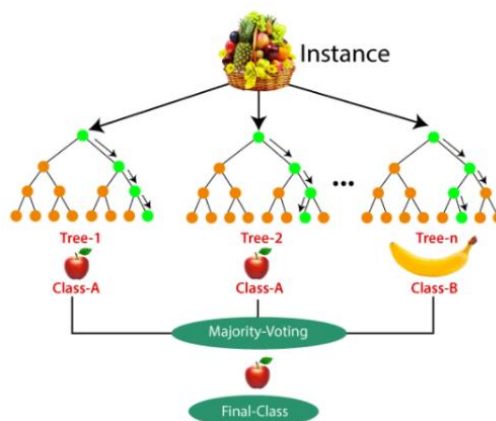


Gambar 2. Tahap perhitungan nilai biner pada LBP [11]

2.5. Random Forest

Random Forest merupakan peningkatan dari *Decision Tree* [12] dimana menghasilkan pohon gabungan yang memberikan tingkat akurat yang lebih tinggi dibandingkan dengan pohon tunggal [13]. Selain meningkatkan akurasi, *Random Forest* dapat *resisting outliers*, dan efisien dalam menyimpan data [12]. *Random Forest* juga memiliki proses seleksi fitur yang mampu memilih fitur terbaik untuk meningkatkan kinerja model klasifikasi, dan bekerja secara efisien pada data yang besar dengan parameter yang kompleks [14].

Random Forest beroperasi dalam dua fase. Pada Gambar 4 ditampilkan ilustrasi cara kerja *Random Forest* dimana fase pertama yaitu menentukan sejumlah *n-decision tree* yang akan dibentuk dari proses pemilihan data dimana menggunakan teknik *bagging* yaitu memilih sampel dari data latih secara acak dan akan dimasukkan kedalam masing-masing *tree* dengan jumlah yang sama. Fase kedua yaitu membuat prediksi dari sejumlah *decision tree* yang telah dibuat pada fase pertama. Hasil prediksi akhir dari *Random Forest* merupakan hasil *majority voting* dari hasil prediksi [20] yang dihasilkan oleh sejumlah *decision tree*.



Gambar 3. Diagram ilustrasi cara kerja Random Forest [15]

2.6. Performa Sistem

Performa sistem untuk melihat hasil kinerja sistem. Tahap ini dilakukan setelah seluruh tahap pelatihan dan pengujian selesai. Untuk mengetahui performa sistem dapat dilihat menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi	
		True	False
Kelas Aktual	True	TP	FN
	False	FP	TN

Komponen pada tabel 1 terdiri sebagai berikut:

- Kelas aktual adalah kelas yang diberikan dalam kumpulan data. Pada penelitian ini kelas aktual yang dimaksud adalah covid-19, normal, dan *pneumonia*.
- Kelas prediksi adalah kelas yang diprediksi oleh metode klasifikasi yang telah dilakukan.
- True Positive* (TP) adalah jumlah data positif yang terdeteksi dengan benar.
- True Negative* (TN) adalah jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar.
- False Positive* (FP) adalah jumlah data yang negatif tetapi terdeteksi sebagai data yang positif.
- False Negative* (FN) adalah jumlah data positif tetapi terdeteksi sebagai data yang negatif.

Nilai nilai pada *confusion matrix* dapat digunakan untuk melihat performa sistem yang terdiri dari nilai akurasi, *recall*, *precision*, dan *f1-score*.

1. Akurasi

Akurasi sistem adalah ukuran ketepatan suatu sistem yang telah dirancang dimana sistem dapat mengenali input sehingga menghasilkan output benar. Tingkat akurasi sistem dapat dihitung dengan persamaan (3) sebagai berikut:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

2. Recall

Recall adalah nilai untuk mengetahui presentase data dengan kategori positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Persamaan *recall* pada persamaan (4) sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

3. Precision

Precision membandingkan jumlah data positif yang dihasilkan dengan benar dengan jumlah total data yang diklasifikasikan positif. Persamaan *precision* pada persamaan (5) berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

4. *F1-Score*

F1-Score adalah nilai rata rata harmonik dari *precision* dan *recall*. Persamaan (6) merupakan persamaan *f1-score* sebagai berikut:

$$F1 = \left[2 \times \frac{(\text{presisi} \times \text{recall})}{(\text{presisi} + \text{recall})} \right] \times 100\% \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini akan dilakukan pengujian sistem agar diketahui performa sistem yang telah dirancang. Tahap pengujian yang dilakukan menggunakan beberapa parameter. Terdapat tiga tahap pengujian, berikut adalah hasil dari pengujian yang dilakukan pada sistem yang telah dirancang.

3.1. Pengujian Pengaruh *Resize* Citra Terhadap Akurasi

Pada pengujian ini dilakukan perubahan ukuran citra/ *resize* untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi yang dihasilkan. Pengujian *resize* ini menggunakan parameter yaitu radius LBP= 1 dan jumlah pohon= 100. Hasil pengujian yang telah didapatkan ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Pengaruh *resize* terhadap akurasi

Resize (piksel)	Akurasi (%)
100x100	57
200x200	63.67
300x300	61
400x400	62
500x500	63

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 2, saat citra *resize* dengan ukuran 200x200 piksel mendapatkan akurasi tertinggi yaitu 63,67% sedangkan akurasi terendah pada ukuran 100x100 piksel. Didapatkan juga bahwa citra yang *resize* semakin besar menghasilkan akurasi yang lebih kecil dibandingkan saat citra berukuran 200x200 piksel. Dapat disimpulkan bahwa penggunaan *resize* citra yang lebih kecil dan lebih besar tidak menaikkan akurasi sistem yang dihasilkan. Oleh karena itu, untuk tahap pengujian selanjutnya akan digunakan *resize* citra 200x200 piksel.

3.2. Pengujian Pengaruh Radius pada LBP Terhadap Akurasi

Pada skenario pengujian ini dilakukan pengujian pengaruh radius pada ekstraksi ciri LBP terhadap akurasi sistem. Ukuran citra yang digunakan 200x200 piksel dan jumlah pohon= 100. Hasil pengujian ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Pengaruh radius terhadap akurasi

Radius	Akurasi (%)
1	63.67
2	73.67
3	71.33
4	73.33
5	76.67
6	81.67
7	82
8	84.67
9	81

10

78

Pada tabel 3 saat nilai radius= 8 menghasilkan akurasi yang lebih tinggi yaitu pada 84,67%. Ketika nilai radius dinaikkan melebihi 8 akurasi yang dihasilkan menurun. Nilai radius yang terlalu besar menyebabkan akurasi sistem menurun dikarenakan sedikitnya ciri yang diperoleh dari citra yang diambil cirinya. Hal ini menunjukkan bahwa nilai radius pada LBP sangat berpengaruh terhadap akurasi sistem. Maka nilai radius yang akan digunakan dalam tahap pengujian selanjutnya adalah radius= 8.

3.3. Pengujian Pengaruh Jumlah Pohon pada *Random Forest* Terhadap Akurasi

Pada skenario pengujian ini akan dilihat pengaruh dari banyaknya jumlah pohon yang digunakan saat klasifikasi *Random Forest* terhadap akurasi yang dihasilkan. Ukuran citra yang digunakan 200x200 piksel dan radius LBP= 8. Hasil dari pengujian ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Pengaruh jumlah pohon terhadap akurasi

Jumlah Pohon	Akurasi (%)
25	82.33
50	85
100	84.67
150	85.33
200	85.67
300	85.67
400	84.67
500	85

Pada tabel 4 jumlah pohon yang menghasilkan akurasi tertinggi ialah pada rentang 200-300 pohon dengan akurasi sama yaitu 85,67%. Ketika dilakukan penambahan jumlah pohon akurasi sistem yang dihasilkan menurun sehingga disimpulkan bahwa jumlah pohon yang banyak tidak membuat akurasi sistem lebih baik.

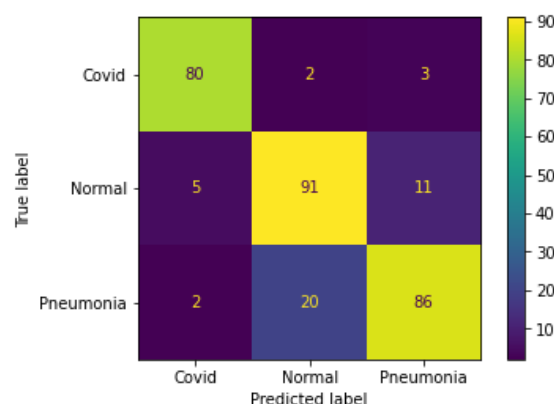
3.4. Hasil Performa Sistem

Berdasarkan hasil pengujian, performa sistem yang ditunjukkan pada tabel 5. Hasil akurasi maksimal didapatkan pada 85,67%. Hasil akurasi maksimal sistem yang diperoleh merupakan hasil dari kombinasi tiga parameter yaitu *resize*= 200x200 piksel, radius= 8, dan jumlah pohon= 200. Hasil untuk ketiga kelas masing masing didapatkan nilai *recall*, *precision*, dan *f1-score*. Hal ini menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi.

Tabel 5. Hasil Performa Sistem

	<i>Precision</i> (%)	<i>Recall</i> (%)	<i>F1-Score</i> (%)
Covid	92	94	93
Normal	81	85	83
<i>Pneumonia</i>	86	80	83
Accuracy (%)			85,67

Pada gambar 5 *confusion matrix* menunjukkan bahwa performa sistem dalam melakukan klasifikasi untuk tiga kelas sudah cukup baik ditandai dengan tingkatan warna yang lebih terang pada sisi diagonal matriks. Tingkatan warna yang lebih terang menandakan banyaknya data yang berhasil diprediksi dengan benar. Namun pada *confusion matrix* juga dapat dilihat bahwa masih terdapat beberapa kesalahan dalam prediksi pada masing masing kelas tetapi dengan jumlah yang tidak banyak.



Gambar 4. Confusion Matrix

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan pada sistem yang dirancang, maka dapat disimpulkan bahwa sistem identifikasi covid-19 berdasarkan citra X-Ray paru-paru menggunakan metode *Local Binary Pattern* dan *Random Forest* dapat mengklasifikasi citra dengan tiga kelas yaitu normal, covid-19, *pneumonia*. Sistem yang telah dirancang menghasilkan performa yang cukup baik ditandai dengan hasil akurasi maksimal didapatkan pada 85,67% dan untuk ketiga kelas masing masing didapatkan nilai *recall*, *precision*, dan *f1-score*. Hasil akurasi tertinggi dihasilkan dari kombinasi parameter yaitu *resize* citra= 200x200 piksel, radius LBP= 8 dan jumlah pohon pada *Random Forest*= 200.

REFERENSI

- [1] Satuan Tugas Penanganan COVID-19, "Tanya Jawab COVID-19," www.covid19.go.id. <https://covid19.go.id/tanya-jawab>
- [2] B. D. Prasetyo, "Klasifikasi Citra X-Ray Paru-paru Anak Pneumonia dan Non-Pneumonia Menggunakan Metode Segmentasi dan Deteksi Tepi," 2020.
- [3] N. H. Putri, "Ini Gambar Paru Pasien Corona, Tanda Parahnya Infeksi Covid-19," www.sehatq.com, 2020. <https://www.sehatq.com/artikel/ini-gambar-paru-pasien-corona-tanda-parahnya-infeksi-covid-19>
- [4] D. S. Wahyudi, R. Patmasari, F. T. Elektro, U. Telkom, and G. C. Matrix, "Sistem Deteksi Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan K-Nearest Neighbour (K-NN)," *E-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 255–263, 2021.
- [5] S. N. Adha, Y. A. Sari, and R. C. Wihandika, "Klasifikasi Jenis Citra Makanan Tunggal Berdasarkan Fitur Local Binary Patterns dan Hue Saturation Value Menggunakan Improved K-Nearest Neighbor," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2416–2424, 2019.
- [6] Nuranisah, "Analisis Menggunakan Random Forest Dengan Gini Index Algoritma Pada Data," pp. 19–24, 2021.
- [7] R. G. Ramli and Y. Sibaroni, "Klasifikasi Topik Twitter menggunakan Metode Random Forest dan Fitur Ekspansi," vol. 9, no. 1, pp. 79–92, 2022.
- [8] "Chest X-Ray (Pneumonia,Covid-19,Tuberculosis)," www.kaggle.com. <https://www.kaggle.com/datasets/jtiptj/chest-xray-pneumoniacovid19tuberculosis>
- [9] M. R. Akbar, I. I. Tritoasmoro, F. Teknik, and U. Telkom, "Klasifikasi Biji Kopi Sangrai Menggunakan Pengolahan Citra Dengan Metode LBP dan Klasifikasi KNN".
- [10] A. Elisabet, R. Magdalena, and J. Raharjo, "Deteksi Kolesterol Melalui Citra Iris Mata Menggunakan Metode Local Binary Pattern dan Klasifikasi Jaringan Syaraf Tiruan," vol. 1999, no. December, pp. 1–6, 2021.
- [11] Alda Putri Utami, Febryanti Sthevanie, and Kurniawan Nur Ramadhani, "Pengenalan Logo Kendaraan Menggunakan Metode Local Binary Pattern dan Random Forest," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 639–646, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3085.
- [12] R. Supriyadi, W. Gata, N. Maulidah, and A. Fauzi, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah," *E-Bisnis J. Ilm. Ekon. dan Bisnis*, vol. 13, no. 2, pp. 67–75, 2020, doi: 10.51903/e-bisnis.v13i2.247.
- [13] F. Dan, R. Forest, and R. F. Method, "Klasifikasi Bobot Sapi Berdasarkan Citra Digital Dengan Metode Fraktal dan Random Forest," vol. 8, no. 2, pp. 1472–1480, 2021.
- [14] S. Devella, Y. Yohannes, and F. N. Rahmawati, "Implementasi Random Forest Untuk Klasifikasi Motif Songket Palembang Berdasarkan SIFT," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 310–320, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.289.
- [15] Java T Point, "Random Forest Algorithm," www.javatpoint.com. <https://www.javatpoint.com/machine-learning-random-forest->

- algorithm. (accessed Nov. 28, 2021).
- [16] M. Nasir, N. Suciati, and A. Y. Wijaya, "Kombinasi Fitur Tekstur Local Binary Pattern yang Invariant Terhadap Rotasi dengan Fitur Warna Berbasis Ruang Warna HSV untuk Temu Kembali Citra Kain Tradisional," *Inspiration : Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 7, no. 1, Jun. 2017, doi: 10.35585/inspir.v7i1.2435.
- [17] M. Widia Andani, "Verifikasi Tanda Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur LBP dan Klasifikasi LVQ," 2020.
- [18] Azwar, "Integrasi Ekstraksi Fitur Local Binary Pattern dan Gray-Level Cooccurrence Metrix Untuk Pengenalan Ekspresi Mulut Pembelajar," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, pp. 17–24, Apr. 2017.
- [19] Y. N. N. Jurusan and I. Komputer, "Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization Dan Spesification Pada Citra Abu-Abu," *J-ICON*, vol. 7, no. 1, pp. 87–95, 2019.
- [20] A. Nurfira Rachmi, "Implementasi Metode Random Forest Dan Xgboost Pada Klasifikasi Customer Churn," 2020.