

Sistem Bantu Penilai Tingkat Kematangan Arang Tempurung Kelapa

^{1*}Lutfi Subekti, ²Patmi Kasih, ³Danar Putra Pamungkas

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹lutfis141000@gmail.com, ²fatkasi@gmail.com, ³danar@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Lutfi Subekti

Abstrak—Penentuan kualitas arang tempurung kelapa sangat penting untuk mendukung daya saing industri arang di Indonesia. Namun, penilaian tingkat kematangan arang yang dilakukan dengan cara melihat fisik secara langsung dinilai kurang tepat. Data dikumpulkan dari lima lokasi produksi dengan total 180 sampel gambar yang telah diberi label kematangan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi Android untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan arang tempurung kelapa secara otomatis menggunakan fitur warna (HSV) dan tekstur (GLCM), serta penerapan klasifikasi Naïve Bayes. Hasil pengujian menunjukkan model mampu mengklasifikasikan tiga kategori kematangan dengan akurasi 58%, dengan presisi tertinggi pada kategori matang. Sistem ini dapat meningkatkan efisiensi dan konsistensi pengendalian kualitas arang tempurung kelapa, sehingga memberikan manfaat nyata bagi industri dan mendorong penerapan teknologi digital dalam penilaian mutu produk arang.

Kata Kunci— GLCM, HSV, Naïve Baiyes, Tempurung Kelapa

Abstract—Determining the quality of coconut shell charcoal is very important to support the competitiveness of the charcoal industry in Indonesia. However, the assessment of the level of maturity of charcoal carried out by looking at the physical directly is considered less precise. Data were collected from five production locations with a total of 180 image samples that have been labeled with maturity. This study aims to develop an Android application to automatically classify the level of maturity of coconut shell charcoal using color feature extraction (HSV) and texture (GLCM), as well as Naïve Bayes classification. The test results show that the model is able to classify three categories of maturity with an accuracy of 58%, with the highest precision in the mature category. This system can improve the efficiency and consistency of coconut shell charcoal quality control, thus providing real benefits to the industry and encouraging the application of digital technology in assessing the quality of charcoal products

Keywords— Coconut Shell, GLCM, HSV, Naïve Baiyes

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Indonesia termasuk salah satu negara dengan produksi kelapa terbesar di dunia. Data International Coconut Community (ICC) 2023 menyebutkan, Indonesia berada di peringkat ke-2 sebagai negara yang memproduksi kelapa terbesar di dunia. Secara angka produksi Indonesia sebesar 2,86 juta metrik ton (pangsa 24%). Serta Indonesia eksportir terbesar ke-2 di dunia sebesar US\$ 2,11 miliar (pangsa 13,59%) [1]. Salah satu produk sampingan yang bernilai ekonomi tinggi adalah arang tempurung kelapa, yang banyak dimanfaatkan sebagai bahan bakar alternatif ramah lingkungan maupun bahan baku briket ekspor [2]. Kualitas arang tempurung kelapa sangat

menentukan daya saing dan nilai jual produk, sehingga penentuan kualitas arang menjadi aspek penting dalam industri ini [3].

Proses seleksi dan kontrol kualitas arang tempurung kelapa secara konvensional masih bergantung pada inspeksi visual manual oleh tenaga ahli, metode ini tidak hanya membutuhkan waktu yang lama tetapi juga rentan terhadap inkonsistensi akibat faktor subjektivitas manusia [4]. Dalam era digitalisasi industri saat ini, implementasi teknologi otomatisasi menjadi solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan efisiensi dan konsistensi proses kontrol kualitas [5].

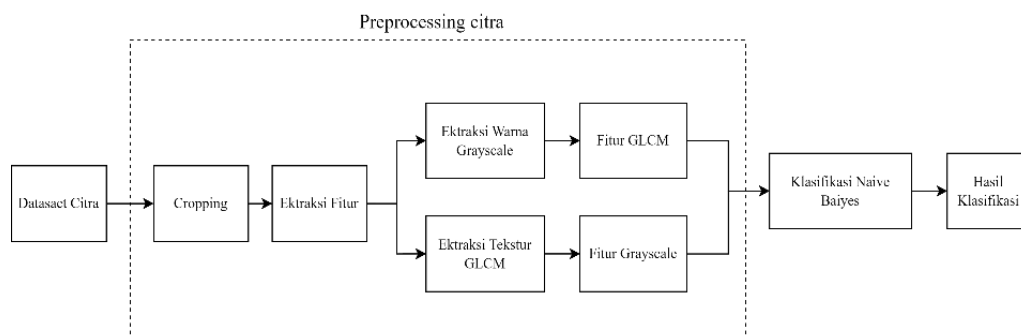
Penelitian ini bertujuan untuk merancang aplikasi berbasis Android yang dapat membantu produsen dan pembeli dalam mengklasifikasikan kematangan arang tempurung kelapa secara efisien, sehingga mendukung produksi briket berkualitas tinggi sebagai sumber energi alternatif. Seiring perkembangan teknologi, analisis citra digital menjadi solusi inovatif untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi penilaian kualitas arang. Ekstraksi fitur warna dan tekstur, khususnya menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), dapat memberikan informasi objektif mengenai karakteristik permukaan arang yang berhubungan erat dengan tingkat kematangan dan kualitasnya. Untuk mengklasifikasikan kualitas arang secara otomatis dan konsisten, metode pembelajaran mesin seperti Naive Bayes telah banyak diterapkan dan terbukti efektif [6]. Pada Studi Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi Naive Bayes pada Sistem Penilaian Hasil Kualitas Arang Tempurung Kelapa

menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis Naive Bayes mampu menghasilkan akurasi tinggi, mencapai 90% dalam pengujian hasil kualitas pembakaran arang tempurung kelapa [7]. Dengan menggabungkan ekstraksi fitur warna, tekstur GLCM, dan klasifikasi Naive Bayes, diharapkan proses penilaian kualitas arang tempurung kelapa dapat dilakukan secara lebih cepat, objektif, dan dapat diandalkan. Oleh karena itu, penelitian ini penting untuk mendukung peningkatan mutu dan daya saing industri arang tempurung kelapa Indonesia melalui pemanfaatan teknologi digital dan kecerdasan buatan.

II. METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan desain penelitian pengembangan. (*Development Research*) [8], yang bertujuan untuk merancang dan membangun aplikasi pendeteksi kematangan arang tempurung kelapa berbasis Android. Pengumpulan data dilakukan secara langsung dari produsen arang tempurung kelapa dengan menggunakan kamera smartphone, citra arang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: matang, setengah matang, dan belum matang.

A. Pengolahan Citra



Gambar 1. Diagram Proses Klasifikasi Citra

1. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengambil sampel gambar arang tempurung kelapa dari lima lokasi produksi berbeda di Kabupaten Kediri. Setiap sampel gambar diambil dalam kondisi pencahayaan yang terkontrol dan kurang pencahayaan menggunakan kamera digital dengan resolusi 12 megapiksel. Total 180 sampel gambar berhasil dikumpulkan, yang terdiri dari 60 sampel untuk kategori arang kurang matang, 60 sampel untuk kategori matang, dan 60 sampel untuk kategori setengah matang.

2. Pre Processing

Pada tahap pre-processing, dilakukan serangkaian operasi untuk meningkatkan kualitas gambar dan mempersiapkannya untuk proses ekstraksi fitur. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi: (1) normalisasi ukuran gambar menjadi 256×256 piksel untuk menjaga konsistensi, (2) penghilangan noise menggunakan filter Gaussian dengan kernel 3×3 , (3) penyesuaian kontras menggunakan teknik histogram equalization untuk mengatasi variasi pencahayaan.

3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan dengan menggabungkan fitur warna HSV dan fitur tekstur GLCM. Pada ekstraksi fitur warna, setiap gambar diubah dari ruang warna RGB ke HSV, kemudian dihitung nilai rata-rata dan standar deviasi dari komponen Hue (H), Saturation (S), dan Value (V), sehingga menghasilkan beberapa fitur warna untuk setiap gambar. Sedangkan untuk ekstraksi fitur tekstur, metode GLCM digunakan dengan menghitung empat karakteristik tekstur, yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas pada empat arah (0° , 45° , 90° , dan 135°).

4. Klasifikasi

Proses klasifikasi kematangan arang tempurung kelapa menggunakan algoritma Naïve Bayes, Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang menggunakan teorema Bayes dan berasumsi bahwa setiap fitur bersifat bebas secara kondisional terhadap fitur lainnya [9]. Dataset dibagi menjadi data training (80%) dan data testing (20%). Model Naïve Bayes dilatih menggunakan fitur warna HSV dan tekstur GLCM yang telah diekstraksi sebelumnya, dengan asumsi independensi antar fitur.

B. Dataset

Dataset yang digunakan dalam studi ini terdiri dari 180 atas gambar arang tempurung kelapa dengan berbagai tingkat kematangan. Sampel gambar dikumpulkan dari lokasi produksi arang untuk memastikan keberagaman data. Setiap gambar telah dikelompokkan dan diberi label oleh pakar sesuai dengan tingkat kematangannya.



a. Matang



b. Setengah Matang



c. Belum Matang

Gambar 2. Dataset Arang Tempurung Kelapa

C. Pengujian

Evaluasi kinerja aplikasi untuk mendeteksi tingkat kematangan arang tempurung kelapa dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matrix* guna menilai akurasi dari sistem klasifikasi Naïve Bayes yang telah dikembangkan. Confusion matrix sendiri merupakan metode evaluasi yang menyajikan hasil klasifikasi dalam bentuk tabel, berisi informasi mengenai data aktual dan hasil prediksi, sehingga dapat diketahui sejauh mana kemampuan model dalam melakukan klasifikasi[10]. Pada penelitian ini, confusion matrix digunakan sebagai alat evaluasi untuk menilai kinerja model klasifikasi dalam mengidentifikasi tingkat kematangan arang tempurung kelapa yang dibagi ke dalam beberapa. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, dihitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai performa model secara menyeluruh

Tabel 1. Tabel Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		1	0
Kelas Sebenarnya	1	TP	FN
	0	FP	TN

Keterangan:

TP (*True Positive*) = jumlah dari kelas 1 yang benar di klasifikasikan sebagai kelas 1

TN (*True Negative*) = jumlah dari kelas 0 yang benar diklasifikasikan sebagai kelas 0

FP (*False Positive*) = jumlah dari kelas 0 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas 1

FN (*False Negative*) = jumlah dari kelas 1 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas 0

Berikut adalah rumus confusion matrix yang digunakan untuk menghitung nilai accuracy, precision, dan recall:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TOTAL} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan aplikasi pendeteksi kematangan arang tempurung kelapa menggunakan ekstraksi fitur warna dan tekstur dengan klasifikasi Naïve Bayes. Proses ekstraksi fitur warna memanfaatkan komponen RGB dan HSV, sedangkan ekstraksi tekstur menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) untuk mendapatkan karakteristik permukaan arang.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 180 sampel gambar arang tempurung kelapa yang terbagi dalam tiga kategori kematangan (matang, setengah matang, dan belum matang), diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 58%. Hasil pengujian menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan tertinggi dalam mengidentifikasi kategori arang matang dengan presisi mencapai 58%, sementara kategori arang setengah matang dan belum matang masing-masing memiliki presisi 45% dan 83%.

A. Ekstraksi Fitur Warna

Proses ekstraksi fitur warna dilakukan pada sampel arang tempurung kelapa dengan memanfaatkan ruang warna RGB (*Red, Green, Blue*) dan HSV (*Hue, Saturation, Value*). Berikut ini merupakan hasil dari ekstraksi fitur warna:

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur Warna RGB ke HSV

Sampel	Komponen HSV	Mean	Standart Deviation	Skewness	D
Matang	Hue	28,20927429	8,827323667	0,048346867	5,646833273
	Saturation	9,152282715	9,512741554	6,242534942	52,17309667
	Value	194,1006622	45,77047737	-3,251526879	12,56878319
Setengah Matang	Hue	107,8666382	2,009925694	2,339305712	11,68762985
	Saturation	76,8293457	32,17397921	2,503668373	8,765966113
	Value	189,4618988	69,23704533	-1,117691263	2,643283876
Belum Matang	Hue	100,7449493	26,78496963	-2,936184435	10,8660545
	Saturation	40,61862183	14,86447866	3,500834433	16,65201444
	Value	206,6395111	53,07923386	-2,326350867	7,789604889

B. Ekstraksi Fitur Tekstur

Fitur tekstur diperoleh melalui metode GLCM dengan menghitung nilai *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity* pada jarak piksel $d = 1$ serta sudut $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, dan 135° . Berikut ini adalah hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM:

Tabel 3. Ekstraksi Fitur GLCM sudut $\theta = 0^\circ$

Nama Gambar	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
1.jpg	56,00683211	0,990593471	0,099711946	0,74272399	Belum Matang
2.jpg	82,62709865	0,994330253	0,087243455	0,632604656	Belum Matang

1.jpg	42,21478248	0,989116037	0,210412325	0,780264754	Matang
2.jpg	37,23647365	0,993847031	0,043176929	0,493524964	Matang
1.jpg	55,3265625	0,993677442	0,093034753	0,761512621	Setengah Matang
2.jpg	78,05634191	0,993871907	0,07690927	0,70716386	Setengah Matang

C.Skenario Uji

Pengujian algoritma Naive Bayes untuk klasifikasi citra dilakukan melalui beberapa skenario, termasuk evaluasi pre-processing dan performa model. Skenario pertama menguji normalisasi ukuran gambar menjadi 256×256 piksel, yang menghasilkan akurasi dari 77%. Skenario kedua menerapkan filter Gaussian 3×3 untuk menghilangkan *noise*, menghasilkan akurasi menjadi 72%. Skenario ketiga menggunakan histogram equalization untuk menyesuaikan kontras dengan akurasi hingga 58%.

Hasil ini membuktikan bahwa pemilihan tahapan pre-processing berperan dalam hasil performa klasifikasi Naive Bayes pada citra digital.

Dengan menjadikan setiap tahap pre-processing sebagai skenario uji tersendiri, pendekatan ini memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang kontribusi masing-masing proses terhadap peningkatan performa klasifikasi Naive Bayes pada data citra.

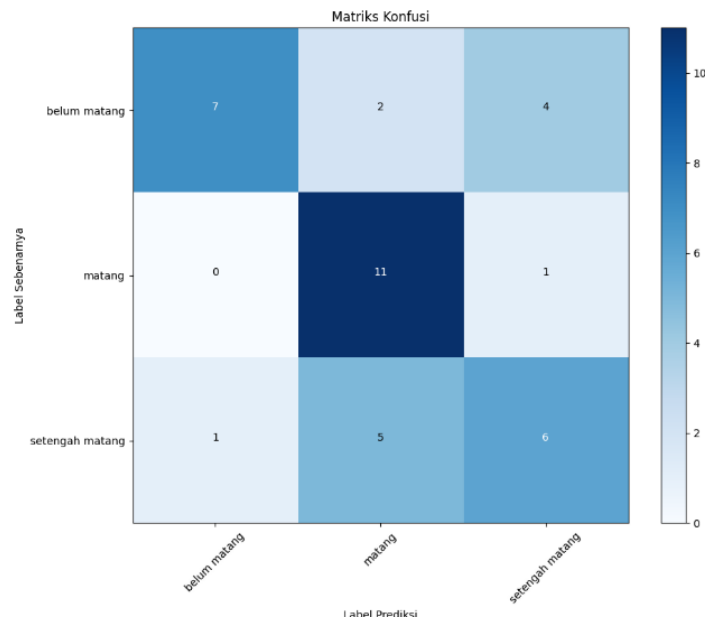
D.Evaluasi Performa Klasifikasi

Evaluasi performa klasifikasi dilakukan dengan menghitung *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan F1-Score:

Tabel 4. Hasil Akurasi Prediksi

Tingkat Kematangan	Precision	Recall	F1-Score	Support
Matang	0.58	0.92	0.71	12
Setengah Matang	0.45	0.42	0.43	12
Belum Matang	0.83	0.42	0.563	12
Accuracy			0.58	37
Macro Avg	0.62	0.58	0.57	36
Weighted Avg	0.62	0.58	0.57	36

Berikut hasil akurasi menggunakan confunsian matrix:



Gambar 3. Hasil Evaluasi Matrix

Gambar yang ditampilkan memperlihatkan confusion matrix yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam membedakan tiga kategori, yaitu "belum matang", "matang", dan "setengah matang". Label asli data ditampilkan pada sumbu vertikal, sedangkan sumbu horizontal menunjukkan hasil prediksi dari model.

Berdasarkan matriks tersebut, terlihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan 7 data "belum matang" secara tepat, meskipun terdapat kesalahan prediksi pada 2 data yang diklasifikasikan sebagai "matang" dan 4 data sebagai "setengah matang". Untuk kelas "matang", model menunjukkan akurasi tinggi dengan 11 prediksi yang benar dan hanya satu kesalahan prediksi sebagai "setengah matang". Sebaliknya, pada kelas "setengah matang", model hanya mampu mengklasifikasikan 6 data dengan benar, dan membuat kesalahan pada 1 data yang dianggap "belum matang" serta 5 data yang diprediksi sebagai "matang".

Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa model cukup efektif dalam mengenali kelas "matang", tetapi masih kesulitan dalam membedakan antara "belum matang" dan "setengah matang", serta antara "setengah matang" dan "matang". Hal ini mungkin disebabkan oleh kemiripan karakteristik fitur antar kelas yang menyebabkan model sulit melakukan klasifikasi secara akurat.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan confusion matrix, model klasifikasi Naive Bayes yang dikembangkan dengan fitur HSV dan GLCM berhasil mengelompokkan tingkat kematangan objek ke dalam tiga kategori: belum matang, matang, dan setengah matang. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang cukup baik. Terutama dalam mengenali objek dengan label matang, yang ditunjukkan oleh jumlah prediksi benar yang paling tinggi dibandingkan dengan kelas lainnya. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, khususnya antara kelas setengah matang dan matang, yang menunjukkan

adanya kemiripan fitur pada kedua kategori tersebut. Metode klasifikasi Naive Bayes mencapai akurasi 65%. Kombinasi fitur warna dan tekstur GLCM terbukti efektif dalam membedakan berbagai tingkat kematangan arang tempurung kelapa. Sistem klasifikasi ini berpotensi diimplementasikan dalam pengendalian kualitas produksi arang tempurung kelapa secara otomatis, yang dapat meningkatkan efisiensi dan konsistensi kualitas produk di industri.

V.SARAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai tingkat kematangan arang tempurung kelapa, disarankan untuk menambah jumlah data sampel, khususnya pada kelas "Setengah Matang" yang masih memiliki nilai recall rendah. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan algoritma klasifikasi lain seperti SVM, Random Forest, atau Deep Learning untuk membandingkan performanya dengan metode Naive Bayes, serta mempertimbangkan penerapan teknik ekstraksi fitur tambahan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. D. Aulia, "RI Produsen Kelapa Terbesar Ke-2 di Dunia, Ini Pesan Mendag." [Online]. Available: <https://finance.detik.com/berita-ekonomi-bisnis/d-7073367/ri-produsen-kelapa-terbesar-ke-2-di-dunia-ini-pesan-mendag>
- [2] M. H. Makaruku, V. L. Tanasale, and N. Goo, "Pemanfaatan Limbah Tempurung Kelapa Menjadi Briket Arang Sebagai Bahan Bakar Alternatif di Desa Kamarian Kecamatan Kairatu Kabupaten Seram Bagian Barat," *HIRPONO J. Pengabd. Masy.*, vol. 2, no. 2, pp. 148–157, 2022.
- [3] E. Budi, "Pemanfaatan Briket Arang Tempurung Kelapa Sebagai Sumber Energi Alternatif," *Sarwahita*, vol. 14, no. 01, pp. 81–84, 2017, doi: 10.21009/sarwahita.141.10.
- [4] A. K. M. & N. T. Supardi Manurung, "Coconut Shell Charcoal Processing Process Using a Modified Combustion Furnace," *Ris. BManado INo J*, vol. 11, no. 2, pp. 83–92, 2020.
- [5] V. Feriska Amalia and R. Rahma Dewi, "Penilaian Kesegaran Ikan Dengan Metode K-Nearest Neighbor Dan Pengolahan Citra Digital," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 7823–7829, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10441.
- [6] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, doi: Vol.2 No2 Oktober 2022 E-ISSN 2807-6702 <https://doi.org/10.55984/hirono/v2i2/114>.
- [7] S. Rizky, "Klasifikasi Kualitas Hasil Produksi Arang Tempurung Kelapa Menggunakan Metode Naive Bayes," 2021, [Online]. Available: <https://repository.uir.ac.id/8949/%0Ahttps://repository.uir.ac.id/8949/1/173510472.pdf>
- [8] H. Wijayanto, Y. K. Kumarahadi, and I. A. Prabowo, "IMPLEMENTASI MODEL WATERFALL DAN PENGUJIAN SYSTEM USABILITY SCALE (SUS) PADA PEMBUATAN WEBSITE PROGRAM STUDI INFORMATIKA BERBASIS WORDPRESS," *Indones. J. Bus. Intell.*, vol. 6, no. 1, Jun. 2023, doi: 10.21927/ijubi.v6i1.3375.
- [9] A. Y. Simanjuntak, I. S. E. S. Simatupang, and A. Anita, "IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER UNTUK DATA KENAIKAN PANGKAT DINAS KETENAGAKERJAAN KOTA

- MEDAN,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 1, p. 85, Feb. 2022, doi: 10.54314/jssr.v5i1.804.
- [10] Aldi Saputra, Triyani Arita Fitri, Karpen, and Susanti, “Penerapan Data Mining Algoritma C4.5 Dalam Memprediksi Predikat Kelulusan Mahasiswa Di Politeknik Kampar,” *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 1, pp. 149–157, 2023, doi: 10.33372/stn.v9i1.990.