

Klasifikasi Kualitas Beras Delanggu Berdasarkan Ciri Tekstur Menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Naïve Bayes*

Tiara Virlianda Herliana^{*1}, Sofia Sai'dah², Bambang Hidayat³, Weni Tasya⁴

^{1,2,3,4}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Indonesia
Email: ¹tiaravirlianda@student.telkomuniversity.ac.id, ²sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id,
³bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ⁴wenitasya2000@gmail.com

Abstrak

Beras merupakan salah satu makanan wajib bagi masyarakat Indonesia. Salah satu daerah penghasil beras terbesar di Indonesia adalah daerah Delanggu, tepatnya Kabupaten Klaten, Jawa Tengah. Banyak jenis beras yang beredar di pasaran memiliki kualitas dari segi warna, tekstur, dan aroma berbeda-beda. Begitu pun, peran beras sebagai bahan pangan pokok masyarakat Indonesia menjadikan permintaan masyarakat terhadap konsumsi beras juga tinggi. Namun, fluktuasi yang terjadi setiap tahunnya terhadap harga bahan pangan pokok, membuat tingkat daya beli masyarakat mengalami penurunan yang mendorong tindak kecurangan berupa manipulasi kualitas beras oleh beberapa oknum dengan mengoplos beras dengan kualitas berbeda. Maka diperlukan teknologi yang dapat membantu masyarakat maupun pemerintah dalam mengidentifikasi kualitas beras yang beredar di pasaran untuk menentukan tingkat kelayakan beras tersebut. Dalam penelitian ini telah dirancang sistem berbasis *machine learning* untuk mengidentifikasi kualitas beras menggunakan citra. Dalam pengklasifikasian, penulis menggunakan metode *Naïve Bayes*. Sedangkan, pada ekstraksi ciri digunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) yang nantinya akan digunakan untuk menentukan tekstur beras. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa sistem yang dirancang dapat mengidentifikasi beras delanggu berdasarkan dua kualitas yaitu beras kelas super dan biasa. Pengujian dilakukan menggunakan 40 citra beras di mana masing-masing kelas memiliki dua kualitas citra beras. Sehingga didapatkan dari beberapa skenario pengujian parameter orde dua terbaik pada kombinasi dua ciri orde dua metode GLCM dengan hasil akurasi terbaik yaitu *contrast-correlation* dengan akurasi 100,00 % dan waktu komputasi 82,59 detik dengan sudut 135° dan jarak piksel $d=1$.

Kata Kunci: Beras, GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*), *Naïve Bayes*

Abstract

Rice is one of the mandatory foods for the people of Indonesia. One of the largest rice-producing areas in Indonesia is the Delanggu area, precisely in Klaten Regency, Central Java. Many types of rice on the market have different qualities in terms of color, texture, and aroma. Likewise, the role of rice as a staple food for the Indonesian people makes public demand for rice consumption also high. However, the fluctuations that occur every year in the prices of basic foodstuffs cause the level of people's purchasing power to decrease which encourages fraudulent acts in the form of manipulating rice quality by several individuals by mixing rice with different qualities. So we need a technology that can help the community and the government in identifying the quality of rice circulating in the market to determine the feasibility level of the rice. In this research, a machine learning-based system has been designed to identify the quality of rice using images. In the classification, the author uses the Naïve Bayes method. Meanwhile, in feature extraction, the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) method is used which will later be used to determine the texture of rice. Based on the tests that have been carried out, it can be seen that the system designed can identify delanggu rice based on two qualities, namely super and ordinary grade rice. The test was carried out using 40 rice images where each class had two rice image qualities. So that it is obtained from several scenarios of testing the best second-order parameters on a combination of two second-order features of the GLCM method with the best accuracy results, namely contrast-correlation with an accuracy of 100.00% and a computation time of 82.59 seconds with an angle of 135° and a pixel distance of $d=1$.

Keywords: *GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix), Naïve Bayes, Rice*

1. PENDAHULUAN

Beras merupakan makanan pokok bagi masyarakat Indonesia [1]. Kabupaten Klaten yang sebagian besar wilayahnya merupakan sektor pertanian, khususnya di daerah Delanggu, merupakan penghasil beras terbesar atau daerah potensial beras di wilayah tersebut [2]. Banyaknya jenis beras yang beredar di pasaran memiliki kualitas bervariasi, baik atau sebaliknya, dan aspek ini dapat diindikasikan dari segi warna, tekstur, dan aroma beras. Beras dengan kualitas yang baik dapat dilihat dari teksturnya yang kering, berwarna putih bening mengkilap, dan memiliki bentuk yang utuh. Sedangkan beras dengan kualitas yang tidak baik memiliki warna kusam (tidak putih bersih) dan bau yang menyengat. Pemerintah telah menetapkan kualitas beras berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI) yang dibagi ke dalam empat kelas, yaitu tiga untuk kualitas beras medium dan satu untuk kualitas premium [3], pada kenyataannya masih sulit menilai kualitas beras jika dilihat secara kasat mata, sehingga perlu dilakukan keahlian khusus dalam memilah kualitas beras. Sebagai bahan pangan pokok masyarakat Indonesia, tentunya permintaan masyarakat terhadap konsumsi beras sangat tinggi. Akan tetapi fluktuasi terhadap harga bahan pangan pokok yang terjadi setiap tahunnya, membuat tingkat daya beli masyarakat mengalami penurunan khususnya pada kelompok masyarakat berpendapatan rendah [4]. Hal ini mendorong beberapa oknum untuk melakukan manipulasi kualitas beras yang beredar di pasaran. Manipulasi yang dilakukan yaitu dengan mengoplos atau mencampurkan dua beras dengan kualitas yang jauh berbeda untuk meraup keuntungan yang lebih banyak [5]. Maka untuk menghadapi permasalahan tersebut, diperlukan teknologi yang dapat mengidentifikasi kualitas beras yang dapat membantu masyarakat maupun pemerintah dalam memilah dan mengontrol kualitas beras yang beredar di pasaran salah satunya pemanfaatan *computer vision*.

Saat ini pemanfaatan *computer vision*, khususnya *deep learning* maupun *machine learning*, sudah banyak diimplementasikan dalam berbagai aspek, misalnya dalam proses klasifikasi maupun identifikasi terhadap sebuah obyek yang memiliki dua atau lebih karakteristik yang berbeda [6]. Berdasarkan permasalahan tersebut, pada penelitian ini sebuah metode pengolahan citra digital berbasis *machine learning* dimanfaatkan sebagai metode dalam memilah kualitas beras secara efektif tanpa merusak jenis beras yang diteliti [1]. Metode ini dapat diterapkan pada sebuah sistem dengan memanfaatkan citra beras. Melalui pendekatan tersebut, proses memilah kualitas beras yang layak dan tidak layak untuk dikonsumsi dapat dilakukan dengan mudah.

Sudah banyak metodologi-metodologi yang telah diusulkan dalam penyelesaian permasalahan serupa. Pada penelitian klasifikasi status gizi yang dilakukan oleh Sri Kusumadewi [7] dengan metode *Naïve Bayes* yang terdiri dari lima kelas. Hasil akurasi terbaik yang didapatkan sebesar 93,2%. Kemudian, pada penelitian selanjutnya mengenai identifikasi kualitas keju oleh Reni Anggraini [8], menggunakan metode GLCM dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan jumlah tiga kelas klasifikasi dan mendapatkan akurasi sebesar 97,9167%, yang diperoleh menggunakan parameter GLCM ciri statistik orde 2, yaitu kontras, homogenitas, arah 0° , dan $d=2$ piksel. Pada penelitian lainnya oleh Iwan Setiawan Wibisono dan Sri Mujiyono [9] tentang identifikasi kualitas beras menggunakan metode *Fuzzy C-Means* berdasarkan nilai *threshold*, ukuran dan warna. Tingkat akurasi yang dicapai sebesar 92,82% dari tiga *cluster* yang diuji. Sementara itu, klasifikasi kualitas beras menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* oleh Mitra Saputra Ardi, dkk. [10] dengan tiga kelas memberikan hasil berupa akurasi sebesar 85,5% dengan menggunakan parameter $k=1$ dan $k=5$.

Dalam penelitian ini, metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Naïve Bayes* diusulkan untuk mengidentifikasi kualitas beras jenis Delanggu yang terdiri dari dua kelas, yaitu kelas super dan biasa. Metode *Naïve Bayes* merupakan sistem klasifikasi statistik yang digunakan untuk menentukan peluang suatu kelas [11]. Sementara GLCM merupakan metode untuk menganalisis piksel dan menentukan tingkat abu-abu suatu gambar [12]. Dalam proses identifikasi kualitas beras, tekstur beras pada setiap kelas akan digunakan sebagai ciri atau parameter dan diekstrak menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan selanjutnya dilakukan proses identifikasi menggunakan *Naïve Bayes*. Metode *Naïve Bayes* dan GLCM ini dipilih berdasarkan pertimbangan jenis citra dan tingkat keakuratan serta keberhasilannya yang tinggi [11].

2. METODE PENELITIAN

2.1. Diagram Alir

Pada penelitian ini akan melalui beberapa tahapan untuk memperoleh klasifikasi beras. Adapun tahapan yang dilalui pada perancangan sistem diilustrasikan melalui diagram alir sistem seperti pada Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Diagram Alir Sistem

Berdasarkan Gambar 1 di atas, tahap awal perancangan dimulai dengan melakukan *input* citra digital dari dataset citra beras yang telah dikumpulkan. Selanjutnya tahap *pre-processing* untuk mempermudah proses pengolahan citra pada tahap selanjutnya. Kemudian, akan dilakukan ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* untuk mendapatkan ciri citra. Hasil dari ekstraksi ciri selanjutnya akan melalui proses klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk menentukan kualitas beras yang akan diolah pada perangkat lunak.

2.2. Dataset

Dataset yang digunakan merupakan dataset primer. Dataset berupa sampel beras dengan jenis citra RGB yang diambil melalui kamera dengan jarak 10 cm dan disimpan dengan format JPG. Data tersebut diperoleh melalui 5 pengepul. Data beras terdiri dari data uji dan data latih yang terdiri dari dua kelas klasifikasi, yaitu kelas super dan biasa. Data yang akan digunakan berjumlah 140 citra yang terdiri atas 40 citra data uji dan 100 citra data latih.

2.3. Pre-processing

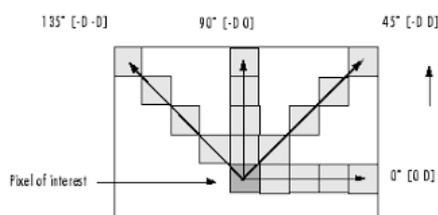
Tahap *pre-processing* bertujuan untuk mengolah citra sebelum masuk ke proses utama. Tahapan ini dimulai dengan melakukan *cropping* yang bertujuan agar setiap citra memiliki ukuran yang sama. Selanjutnya, citra RGB diubah ke dalam citra *grayscale* sehingga citra siap diproses pada tahap selanjutnya yaitu ekstraksi ciri.

2.4. Ekstraksi Ciri

Tahapan ekstraksi ciri merupakan pengambilan ciri objek yang bisa menjadi pembeda dari objek lainnya [11]. Hasil pada proses ini digunakan sebagai parameter untuk menggambarkan objek yang selanjutnya dimasukkan ke dalam proses klasifikasi. Pada penelitian kualitas beras ini menggunakan ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM).

2.4.1. Gray Level Co-Occurrence Matrix

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode yang mempertimbangkan hubungan spasial antar piksel, di mana setiap piksel memiliki sudut (θ) tertentu dan berada pada jarak (d) [12]. Proses ini dapat diilustrasikan melalui Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Ilustrasi Arah GLCM

Pada Gambar 2, dapat terlihat ilustrasi proses arah GLCM dalam menentukan matriks ketergantungan dengan mengacu pada 4 orientasi sudut yang kerap diterapkan. Orientasi sudut yang digunakan yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° , sedangkan jarak antar piksel (d) biasanya diatur pada 1 atau 2 piksel [13]. GLCM mampu menggambarkan sifat tertentu menggunakan distribusi spasial berupa matriks persegi. Pada penelitian ini digunakan ciri statistik orde dua [12], dengan tahapan sebagai berikut.

a. *Quantization*

Pada tahap ini, nilai *grayscale* diubah menjadi rentang nilai tertentu. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengurangi jumlah perhitungan dan mengurangi waktu perhitungan [14].

b. *Co-Occurrence*

Co-occurrence memiliki arti banyaknya level yang terjadi pada nilai intensitas suatu piksel yang jarak dan arah sudutnya berdekatan dengan tingkat intensitas piksel lainnya [15].

c. *Symmetric*

Symmetric merupakan suatu kemunculan pada posisi piksel yang terletak sama [15]. Metode penambahan matriks GLCM awal dan nilai hasil *transpose* untuk membentuk matriks simetris.

d. *Normalization*

Cara melakukan tahap normalisasi ini dengan membagi setiap nilai yang ada di dalam matriks dengan jumlah keseluruhan nilai pasangan piksel.

e. *Feature Extraction*

Proses *feature extraction* menghasilkan fitur ciri yang bisa digunakan seperti *energy*, *entropy*, *dissimilarity*, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, dan *autocorrelation* [13]. Pada penelitian hanya digunakan beberapa fitur ciri saja, seperti :

1) *Energi*

Energy merupakan jumlah elemen kuadrat GLCM ternormalisasi [13], yang diberikan oleh persamaan di bawah ini.

$$E = \sum_{i,j} (P_{i,j})^2 \quad (1)$$

2) *Entropy*

Menentukan ukuran bentuk yang tidak beraturan ketika nilai *entropy* suatu citra dengan transisi abu-abu besar dan ketidakteraturan (variasi) struktur citra kecil [13], persamaan nilai *entropy* dijabarkan pada persamaan di bawah ini.

$$EN = \sum_{i,j} P_{i,j} (-\ln (P_{i,j})) \quad (2)$$

3) *Contrass*

Kontras adalah ukuran intensitas kontras antara piksel dan tetangganya di seluruh gambar. Nilai *contrast* (CON) dapat dicari melalui persamaan [13] di bawah ini.

4) *Homogeneity*

Nilai *homogeneity* menunjukkan keseragaman citra dengan derajat keabuan yang sama. Nilai Kehomogenan (H) dapat dicari melalui persamaan [13] di bawah ini.

$$HOM: \sum_{i,j} \frac{P_{i,j}}{1+|i-j|} \quad (3)$$

2.5. Klasifikasi

Klasifikasi juga dapat diartikan pengelompokan data dari hasil parameter ekstraksi ciri yang dimiliki data tersebut [11]. Pada penelitian ini, digunakan metode *Naïve Bayes* dalam proses klasifikasi. Metode ini mampu mencari probabilitas suatu kelas dengan sistem klasifikasi statistik. Metode ini diusulkan oleh ilmuwan inggris Thomas Bayes, yang memprediksi peluang masa depan menggunakan probabilitas dan pengalaman masa lalu menggunakan metode statistik. Dengan asumsi kondisi antara atribut independen, teorema digabungkan dengan naif. Klasifikasi ini memiliki asumsi

bahwa tidak adanya hubungan fitur kelas lain dengan fitur tertentu dalam satu kelas [16]. Persamaan teorema *Naïve Bayes*:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (5)$$

Rumus teori *Naïve Bayes* sering dikembangkan sehingga rumus probabilitasnya menjadi :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)}{\sum_{i=1}^n P(H_i|X)} \cdot P(H) \quad (6)$$

Keterangan :

X : Data kelas tidak diketahui

H : Data hipotesis X adalah kelas tertentu

$P(H|X)$: Probabilitas hipotesis H dengan kondisi X (*posteriori probability*)

$P(H)$: Probabilitas hipotesis H (*prior probability*)

$P(X|H)$: Probabilitas X berdasarkan kondisi pada H

$P(X)$: Probabilitas X

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengujian Pengaruh Parameter Jarak pada Metode GLCM

Pengujian pengaruh parameter arah derajat dan jarak piksel (d) pada metode GLCM, di mana parameter arah menggunakan arah derajat 0° dan jarak piksel (d) menggunakan $d=1$, $d=2$, $d=3$, dan $d=4$. Menggunakan semua ciri statistik orde dua seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy*.



Gambar 3. Pengujian Parameter Jarak Piksel (d) terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi

Pada Gambar 3 terlihat bahwa pengujian jarak piksel (d) menghasilkan akurasi tertinggi pada jarak $d=1$ sebesar 92.50 % dengan waktu komputasi 74.26 detik. Sedangkan akurasi terkecil pada jarak $d=2$ sebesar 91.41 % dengan waktu 73.36 detik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pengaruh jarak mempengaruhi nilai akurasi dan waktu komputasi yaitu semakin jauh jarak yang digunakan maka waktu yang digunakan untuk membaca ciri citra beras semakin kecil sedangkan akurasi yang didapatkan lebih kecil begitu pun sebaliknya semakin dekat jarak piksel yang digunakan waktu yang dibutuhkan untuk membaca ciri citra beras semakin besar dan akurasi yang diperoleh besar.

3.2. Pengujian Pengaruh Parameter Level Kuantisasi pada Metode GLCM

Pengujian parameter level kuantisasi yang digunakan yaitu parameter level kuantisasi (8, 16, 32, 64, dan 128). Menggunakan semua ciri statistik orde dua seperti *contrast*, *correlation*, *energy*,

homogeneity, dan *entropy* dengan arah derajat 0° .



Gambar 4. Pengujian Pengaruh Parameter Level Kuantisasi GLCM

Berdasarkan pada Gambar 4 terlihat bahwa pengujian parameter level kuantisasi yang menunjukkan hasil akurasi terbesar yaitu level kuantisasi 16 sebesar 95.00 % dengan waktu komputasi 70.91 detik. Sedangkan akurasi terendah yaitu level kuantisasi 64 sebesar 92.50 % dengan waktu komputasi 71.24 detik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa semakin kecil nilai kuantisasi hasil akurasi yang dihasilkan semakin besar dengan waktu komputasi yang digunakan semakin cepat maka semakin bagus dalam mendeteksi suatu citra. Sedangkan semakin besar nilai kuantisasi maka hasil akurasi yang dihasilkan kecil dengan waktu komputasi yang digunakan semakin lama dalam mendeteksi suatu citra.

3.3. Pengujian Pengaruh Parameter Arah Sudut pada Metode GLCM

Pada pengujian pengaruh parameter arah sudut metode GLCM, menggunakan parameter yang memiliki akurasi terbaik yaitu jarak piksel $d=3$ serta level kuantisasi terbaik 8. Pada pengujian ini parameter arah yang digunakan adalah 0° , 45° , 90° , dan 135° untuk mengetahui akurasi dan waktu komputasi terbaik menggunakan 5 kombinasi ciri dari parameter orde kedua yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy*.



Gambar 5. Pengujian Pengaruh Parameter Arah Sudut pada Metode GLCM

Berdasarkan Gambar 5 terlihat bahwa pengujian parameter arah yang memiliki akurasi terbaik pada arah sudut 135° dengan akurasi 95.00 % dan waktu komputasi yang dibutuhkan 68.40 detik. Sedangkan akurasi terendah pada arah sudut 0° dengan akurasi 92.00 % dengan waktu komputasi 70.91 detik. Sehingga dapat disimpulkan pengaruh parameter arah sudut mempengaruhi nilai akurasi dan waktu komputasi, semakin besar arah yang digunakan, maka waktu akurasi yang diperoleh semakin baik dan waktu komputasi yang digunakan cepat begitupun sebaliknya semakin kecil arah yang digunakan akurasi yang diperoleh semakin kecil dan waktu komputasi yang digunakan lama.

3.4. Hasil Analisis Pengujian Skenario Terbaik Berdasarkan Empat Skenario Utama

Setelah melakukan pengujian dan analisis pada parameter orde dua metode GLCM berdasarkan empat skenario utama, maka dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi terbaik dari empat skenario utama adalah skenario kedua pengujian parameter orde dua kombinasi dua ciri yang terdapat pada parameter *contrast-correlation*, pada pengujian parameter orde dua kombinasi dua ciri waktu komputasi terbaik terdapat pada parameter *contrast-correlation* dengan sudut 135° dan jarak piksel $d=1$.



Gambar 6. Hasil Analisis Pengujian Skenario Terbaik Berdasarkan Empat Skenario Utama

Berdasarkan Gambar 6 dapat terlihat bahwa yang memiliki akurasi terbaik, juga memiliki waktu komputasi yang besar maka dapat disimpulkan bahwa semakin lama waktu komputasi dibutuhkan untuk membaca ciri citra maka akurasi yang didapatkan semakin baik.

Berdasarkan serangkaian proses pengujian yang telah dilakukan kemudian membandingkan dengan beberapa penelitian sebelumnya dengan objek penelitian yang sama yaitu kualitas beras, perbandingan performa sistem dapat dilihat pada Tabel di bawah ini.

Tabel 1. Perbandingan Hasil Penelitian

Peneliti	Tahun	Metode	Total Kelas	Akurasi
Iwan S. W. dan Sri Mujiyono	2018	<i>Fuzzy C-Means</i>	3	92,82%
Mitra Saputra Ardi, dkk.	2021	<i>K-Nearest Neighbor</i>	3	85,5%
Tiara Virlianda H., dkk.	2022	<i>Naïve Bayes dan GLCM.</i>	2	100%

Terlihat pada Tabel 1 di atas, bahwa penelitian ini memberikan performa sistem yang lebih daripada metode lain yang telah di usulkan. Hal ini menandakan bahwa metode klasifikasi *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur menggunakan GLCM cocok untuk diterapkan pada jenis citra beras yang memperhatikan warna (tingkat keabuan) dan tekstur.

4. KESIMPULAN

Setelah melakukan pengujian sistem identifikasi kualitas beras delanggu pada penelitian ini dapat disimpulkan, sistem ini sudah mampu mengklasifikasi beras ke dalam 2 kualitas menggunakan metode GLCM dan *Naïve Bayes*. Parameter pengujian jarak terbaik terdapat pada jarak piksel $d=1$ dengan akurasi 92.50 % dengan waktu komputasi 74.26 detik. Parameter pengujian level kuantisasi terbesar yaitu level kuantisasi 16 sebesar 95.00 % dengan waktu komputasi 70.91 detik. Pengaruh level kuantisasi yaitu semakin kecil nilai kuantisasi hasil akurasi yang dihasilkan semakin besar dengan waktu komputasi yang digunakan semakin cepat maka semakin bagus dalam mendeteksi suatu citra.

Parameter pengujian arah sudut memiliki akurasi terbesar pada arah sudut 135° dengan akurasi 95.00 % dan waktu komputasi yang dibutuhkan 68.40 detik. Pengujian parameter statistik menggunakan kombinasi ciri menghasilkan akurasi terbaik pada kombinasi dua ciri orde dua metode GLCM dengan hasil akurasi terbaik yaitu *contrast-correlation* dengan akurasi 100.00% dan waktu komputasi 82.57 detik dengan sudut 135° dan jarak piksel $d=1$.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Adnan, S. Suhartini, and B. Kusbiantoro, "Identifikasi Varietas Berdasarkan Warna dan Tekstur Permukaan Beras Menggunakan Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Penelit. Pertan. Tanam. Pangan*, vol. 32, no. 2, pp. 91–97, 2013.
- [2] A. N. Arifin and S. R. Faridatussalam, "Pengaruh Literasi Keuangan Dan Lingkungan Sosial Terhadap Perilaku Konsumtif Remaja Desa Sumber Makmur Kabupaten Oku Timur Provinsi Sumatera Selatan." Universitas Muhammadiyah Surakarta, 2022.
- [3] K. Khudori, "Kaji Ulang Kebijakan Perberasan," *J. PANGAN*, vol. 28, no. 1, pp. 57–72, 2019.
- [4] R. Resnia, "Fluktuasi Harga Bahan Pangan Pokok (Bapak) dan Daya Beli Kelompok Masyarakat Berpendapatan Rendah," *Bul. Ilm. Litbang Perdagangan.*, vol. 6, no. 2, pp. 169–188, 2012.
- [5] E. Supriyadi, A. Basuki, and R. Sigit, "Deteksi Kualitas Beras Menggunakan Segmentasi Citra Berdasarkan Pecahan Bulir dan Sebaran Warna," *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 3, no. 1, pp. 20–29, 2020.
- [6] A. I. Khan and S. Al-Habsi, "Machine learning in computer vision," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 167, pp. 1444–1451, 2020.
- [7] S. Kusumadewi, "Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naive Bayesian Classification," *CommIT (Communication Inf. Technol. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 6–11, 2009.
- [8] R. Anggraini, B. Hidayat, and S. Darana, "Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital," *eProceedings Eng.*, vol. 4, no. 2, 2017.
- [9] I. S. Wibisono and S. Mujiyono, "Segmentasi fuzzy c-means untuk membantu identifikasi kualitas beras berdasarkan nilai threshold, warna dan ukuran," *Multimatrix*, vol. 1, no. 1, 2018.
- [10] M. S. Ardi, A. Abdullah, and U. Usman, "Rancang Bangun Pendeteksi Kualitas Beras Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Android," *J. Inform. Upgris*, vol. 7, no. 2, 2021.
- [11] M. Pulung Nurtantio Ardon, T. Sutojo, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2017.
- [12] M. Ramadhani, S. Suprayogi, and H. B. Dyah, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Tekstur dengan Menggunakan Metode GLCM," *eProceedings Eng.*, vol. 5, no. 1, 2018.
- [13] D. P. Pamungkas, "Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Angrek (Orchidaceae)," *J. Innov. Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 51–56, 2019.
- [14] D. D. Prihatin, B. Hidayat, and S. Saidah, "Deteksi Batik Bojonegoro Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Naive Bayes," *eProceedings Eng.*, vol. 5, no. 3, 2018.
- [15] M. A. Abilisa, R. Magdalena, and S. Saidah, "Identifikasi Jenis Kulit Manusia Menggunakan Metode GLCM Dan LVQ Berbasis Android," *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 182–197, 2021.
- [16] B. Bustami, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi," *TECHSI-Jurnal Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, 2013.