

Klasifikasi Citra Jenis Kapasitor Menggunakan Kombinasi Algoritma *K-Nearest Neighbor* dan *Principal Component Analysis*

Rini Nuraini*

Fakultas Teknologi Komunikasi dan Informatika, Informatika, Universitas Nasional, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: *rini.nuraini@civitas.unas.ac.id

Email Penulis Korespondensi: rini.nuraini@civitas.unas.ac.id

Submitted: 30/04/2022; Accepted: 26/05/2022; Published: 31/05/2022

Abstrak—Untuk mempelajari tentang alat elektronika, seseorang harus mengetahui tentang jenis-jenis komponen elektronika. Kapasitor merupakan satu diantara beberapa komponen elektronika yang penting. Kapasitor bagian dari komponen pasif yang mampu melakukan penyimpanan energi atau muatan listrik pada waktu yang sementara. Kapasitor atau yang biasa disebut kondensator memiliki banyak jenisnya. Namun, beberapa orang belum mengetahui tentang jenis-jenis kapasitor ini. Terlebih untuk seseorang maupun pelajar yang akan mempelajari tentang komponen elektronika. Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem pengolahan citra digital untuk klasifikasi jenis transistor dengan menerapkan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Principal Component Analysis* (PCA). PCA berfungsi untuk mereduksi dan mempertahankan sebagian besar informasi yang relevan dari fitur asli sesuai dengan kriteria optimal. Berdasarkan hasil ekstraksi ciri dan reduksi data yang dilakukan oleh PCA memudahkan algoritma KNN untuk melakukan klasifikasi. KNN melakukan klasifikasi berdasarkan data yang paling dekat dengan objek yang sedang diproses. Berdasarkan hasil pengujian, model yang dikembangkan mampu menghasilkan nilai akurasi rata-rata sebesar 82,50%. Ini artinya, algoritma PCA dan KNN dapat digunakan dalam proses klasifikasi citra jenis kapasitor dengan baik.

Kata Kunci: Pengolahan Citra Digital; Klasifikasi Citra; PCA; KNN; Kapasitor.

Abstract—To learn about electronic devices, one must know about the types of electronic components. Capacitors are one of several important electronic components. Capacitors are part of passive components that are able to store energy or electric charge at a temporary time. Capacitors or commonly called capacitors have many types. However, some people do not know about these types of capacitors. Especially for someone or a student who will learn about electronic components. The purpose of this study is to develop a digital image processing system for the classification of transistor types by applying the *K-Nearest Neighbor* (KNN) and *Principal Component Analysis* (PCA) methods. PCA serves to reduce and retain most of the relevant information from the original features according to the optimal criteria. Based on the results of feature extraction and data reduction performed by PCA, it is easier for the KNN algorithm to classify. KNN performs a classification based on the data closest to the object being processed. Based on the test results, the developed model is able to produce an average accuracy value of 82.50%. This means that PCA and KNN algorithms can be used in the process of classifying capacitor type images properly.

Keywords: Digital Image Processing; Image Classification; PCA; KNN; Capacitors

1. PENDAHULUAN

Bidang elektro merupakan disiplin ilmu rekayasa yang mengkaji, meimplementasikan dan merancang perangkat-perangkat yang menerapkan prinsip-prinsip listrik, elektronika serta elektromagnetika. Dengan berkembang pesatnya teknologi saat ini bidang elektro berperan sangat penting pada seluruh aspek kehidupan, karena dalam aktivitas sehari-hari akan selalu berhubungan dengan alat-alat elektronika dan komputer dapat membantu pekerjaan serta otomatisasi dalam dunia di industri ataupun alat-alat elektronik rumah tangga. Untuk mempelajari tentang alat elektronika seseorang harus mengetahui tentang jenis-jenis komponen elektronika. Komponen tersebut merupakan unsur terkecil pada sebuah rangkaian elektronika [1]. Pada rangkaian elektronika biasanya terdapat dua tipe komponen, yaitu komponen aktif dan pasif. Masing-masing komponen tersebut memiliki nilai dan kegunaan yang berbeda-beda berdasarkan fungsinya. Salah satu komponen elektronika yang penting adalah kapasitor yang dimana komponen ini merupakan bagian dari komponen pasif. Komponen pasif adalah komponen elektronika yang sistem operasinya tidak memerlukan sumber tegangan maupun sumber arus [2]. Sedangkan kapasitor itu sendiri merupakan komponen pasif yang mampu melakukan penyimpanan energi atau muatan listrik pada waktu yang sementara [3]. Maka, kapasitor mempunyai manfaat sebagai penyimpan elektron-elektron atau muatan listrik dalam waktu tertentu [4]. Kapasitor atau yang biasa disebut kondensator memiliki banyak jenisnya. Namun, beberapa orang belum mengetahui tentang jenis-jenis kapasitor ini. Terlebih untuk seseorang maupun pelajar yang akan mempelajari tentang komponen elektronika. Mengetahui jenis-jenis kapasitor menjadi suatu hal yang penting. Secara fisik bentuk kapasitor setiap jenisnya memiliki perbedaan. Sehingga kapasitor dapat dibedakan berdasarkan ciri bentuk maupun warnanya. Agar seseorang yang akan mempelajari tentang komponen elektronika dapat mengetahui jenis kapasitor, maka dibutuhkan sistem yang dapat memberikan informasi mengenai jenis kapasitor berdasarkan citranya. Sehingga, pengolahan citra digital dapat menjadi solusi dari permasalahan tersebut.

Pengolahan citra digital dapat diartikan sebagai suatu bidang yang mengkaji mengenai bagaimana sebuah gambar dapat membentuk, mengelola serta menganalisisnya sehingga menghasilkan suatu informasi dari gambar tersebut yang dapat dimanfaatkan [5]. Dari pengolahan citra dapat memperoleh suatu informasi yang dapat

bermanfaat untuk membantu pekerjaan manusia [6]. Klasifikasi citra merupakan satu diantara beberapa penerapan dari pengolahan citra digital. Klasifikasi citra merupakan proses mengelompokkan komponen citra kedalam sebuah kelas tertentu, hal ini dilakukan untuk mendeskripsikan karakteristik citra yang dapat dikenali [7]. Klasifikasi dapat membantu memahami keragaman dengan lebih baik [8]. Salah satu metode yang bisa diterapkan dalam mengklasifikasikan citra yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN merupakan metodologi yang dapat diterapkan untuk mengelompokkan objek tertentu dengan mempertimbangkan jara terdekat dari objek tersebut [9]. Metode ini digunakan karena kesederhanaan eksekusi dan waktu komputasi yang rendah [10][11].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa KNN dapat menghasilkan akurasi baik. Seperti penelitian klasifikasi wajah dengan KNN yang menghasilkan akurasi sebesar 81% [12]. Selanjutnya penelitian klasifikasi kematangan tomat menggunakan KNN yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 92,5% [13]. Penelitian lain, mengenai klasifikasi jenis kupu-kupu dengan algoritma KNN, yang menghasilkan tingkat akurasi tertinggi yaitu 91,1% [14]. Akan Tetapi dari penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa KNN mengalami kesulitan untuk melakukan klasifikasi objek yang sejenis [15]. Sehingga perlu dilakukan perbaikan dan penambahan metode berdasarkan fitur yang terbentuk dari objek dan dapat mereduksi serta mempertahankan informasi yang sesuai dari karakteristik aslinya agar menghasilkan kinerja yang optimal. Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah reduksi data adalah *Principal component analysis* (PCA). Metode ini dapat digunakan untuk mereduksi dan mempertahankan sebagian besar informasi yang relevan dari fitur asli sesuai dengan kriteria optimal [16]. PCA dapat menyederhanakan data melalui transformasi linier sehingga membentuk sistem yang memiliki koordinat baru yang menghasilkan varians maksimum [17].

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem pengolahan citra untuk klasifikasi jenis transistor dengan menggunakan algoritma KNN dan PCA. Metode klasifikasi yang digunakan adalah KNN. Namun, KNN dapat bekerja dengan baik jika mendapatkan informasi atau karakteristik dari kelas citra yang akan diklasifikasikan, sehingga diperlukan ekstraksi ciri yang optimal. Untuk mengoptimalkan dan meningkatkan akurasi algoritma KNN, maka algoritma ini akan dikombinasikan dengan algoritma PCA.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Untuk menghasilkan penelitian yang baik maka penelitian harus direncanakan dan tersusun secara baik melalui tahapan-tahapan yang jelas. Untuk itu pada penelitian ini disusun tahapan penelitian yang selaras dengan tujuan dari penelitian yang disajikan pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1.1 Mengumpulkan Dataset

Pada tahap ini akan dilakukan pengumpulan data berupa citra sehingga terbentuk sejumlah dataset. Dataset tersebut berisi data citra jenis kapasitor yang kemudian dijadikan untuk data pelatihan dan data pengujian. Tipe kapasitor dibagi kedalam dua jenis, yaitu kapasitor non-polar dan kasitor polar. Jenis kapsitor yang digunakan

pada penelitian ini adalah kapasitor non-polar. Hal ini dikarenakan kapasitor ini memiliki ciri yang dapat dikenali melalui citranya. Sedangkan untuk kapasitor polar bentuknya berbeda-beda tergantung pada produsen atau merek dari kapasitor tersebut. Kapasitor non-polar yang digunakan untuk klasifikasi diantaranya: kapasitor kertas, kapasitor mika, kapasitor *polyster* dan kapasitor keramik. Kualitas dan kuantitas dari dataset memberikan pengaruh terhadap hasil klasifikasi, maka dari itu dibutuhkan persiapan dalam melakukan pengumpulan datanya [18]. Untuk pendistribusian dataset menggunakan teknik *trial-and-error* [19], dimana data latih dan data uji akan dibagi rata yaitu 50% untuk pelatihan dan 50% untuk pengujian. Dalam penelitian ini dataset dikumpulkan melalui pencarian gambar jenis kapasitor yang digunakan untuk klasifikasi melalui internet. Dataset yang digunakan adalah 240 citra, dimana 120 citra untuk data latih dan 120 citra untuk data uji. Dari 120 citra tersebut masing-masing kelas akan terdapat 30 data citra.

2.1.2 Transformasi Citra RGB ke Biner

Tahapan selanjutnya adalah mengubah citra RGB menjadi citra biner (*binary image*). *Binary image* yaitu citra yang terdiri dari dua nilai intensitas yakni 0 (hitam) dan 1 (putih). Proses ini bertujuan untuk mempermudah tahapan segmentasi karena dengan mengubah citra RGB kedalam bentuk biner citra maka objek yang akan disegmentasi akan dapat dibedakan dengan latar belakang objeknya.

2.1.3 Segmentasi Citra Dengan *Otsu Thresholding*

Proses segmentasi memiliki tujuan agar dapat dipisahkan objek tertentu pada citra dari objek yang lain. Untuk memisahkan objek tersebut dikerjakan berdasarkan batas-batas wilayah yang bentuknya dan susunannya memiliki kesamaan. Metode segmentasi yang digunakan adalah metode *otsu thresholding*. Metode ini akan mencari ambang batas secara otomatis selanjutnya akan menetapkan *foreground, to be determinand* dan *background* dari sebuah citra [20]. *Output* dari proses ini adalah objek yang dibutuhkan akan dipisahkan dari *background*, sehingga yang terlihat hanya objek yang dibutuhkan saja.

2.1.4 Ekstraksi Ciri Warna dan Bentuk

Ekstraksi ciri yaitu tahapan dimana dilakukan identifikasi ciri dari objek pada gambar yang akan dikenali atau dibedakan dari objek yang lain. Fitur yang diekstraksi selanjutnya dimanfaatkan untuk parameter input pada tahap klasifikasi. Ekstraksi ciri yang diterapkan yaitu berdasarkan warna dan bentuknya. Ciri warna akan memanfaatkan nilai dari RGB dan nilai HSV. Sedangkan untuk ciri bentuk berdasarkan nilai luas atau area objek.

2.1.5 Mereduksi Hasil Ekstraksi Dengan Algoritma PCA

Pada tahap ini hasil ekstraksi ciri akan diubah menjajadi *principle component*, kemudian direduksi menjadi kedalam dua *principle component* agar menghasilkan kinerja yang optimal. PCA akan mereduksi dan mempertahankan sebagian besar informasi yang relevan dari fitur asli sesuai dengan kriteria optimal. PCA dapat menyederhanakan data melalui transformasi linier sehingga membentuk sistem yang memiliki koordinat baru yang menghasilkan varians maksimum. Untuk melakukan ini, data atau gambar yang akan direduksi secara dimensional harus diubah menjadi himpunan matriks kolom $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$ dimana M adalah jumlah sampel yang tersedia. *Principle component* setiap data dapat dihitung melalui langkah-langkah berikut:

- 1) Tahapan ini diawali dari menyiapkan data melalui pembuatan set S yang didalamnya terdapat semua gambar pelatihan menggunakan persamaan (1).

$$(\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M) S = \Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M \quad (1)$$

- 2) Tahapan kedua yaitu mengambil nilai tengah (Ψ) menggunakan persamaan (2).

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (2)$$

- 3) Tahapan ketiga menghitung nilai selisih (Φ) dari data latih (Γ_i) dan nilai rata-rata dengan persamaan (3).

$$(\Psi) \Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (3)$$

- 4) Tahapan keempat adalah menghitung nilai matriks kovarians (C) menggunakan persamaan (4).

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (4)$$

- 5) Tahapan kelima yaitu melakukan perhitungan nilai eigen (λ) dan vektor eigen) dari matriks kovarians (C) menggunakan persamaan (5).

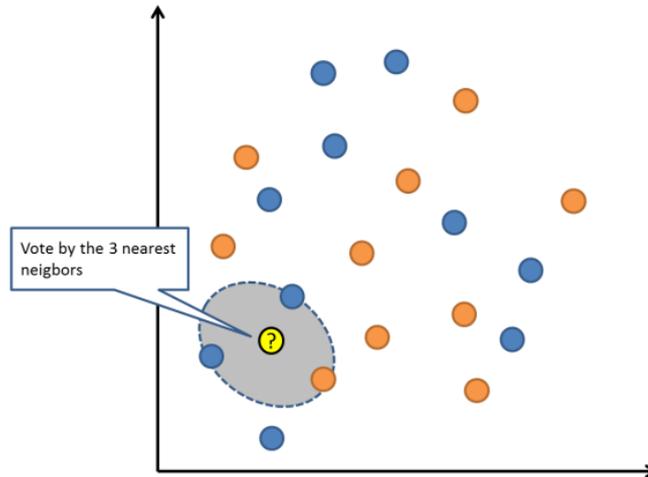
$$C x v_i = \lambda_i x v_i \quad (5)$$

- 6) Tahapan keenam, setelah eigenvector (v) didapat, maka eigenface (μ) menggunakan persamaan (6).

$$\mu_i = \sum_{k=1}^M v_{lk} \Phi_k \quad l = 1, \dots, M \quad (6)$$

2.1.6 Klasifikasi Citra Dengan KNN

KNN merupakan pendekatan klasifikasi yang didasari pada data pembelajaran yang memiliki jarak terdekat dari objek yang sedang diproses. Untuk mengilustrasikan cara kerja algoritma KNN dalam melakukan klasifikasi objek dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Ilustrasi Proses Klasifikasi KNN

Dari gambar 2, memperlihatkan bahwa KNN mengklasifikasikan objek dengan pola pembelajaran yang mempertimbangkan jarak terdekat dengan objek yang lain, jika objek tersebut berdekatan dengan objek yang diklasifikasi dianggap anggota dari objek yang terdekat. Data pada KNN dimasukkan ke dalam ruang multidimensi, di mana setiap dimensi mewakili fitur data. Nilai akurasi algoritma KNN sangat bergantung pada ada atau tidak fitur yang tidak relevan, atau apabila bobot fitur tidak setara dengan relevansi objek. Untuk menerapkan KNN sebelumnya, sampel uji, misalnya X dibuat menyerupai bentuk vektor ciri (X_1, X_2, \dots, X_m). Sampel tersebut digunakan sebagai sampel pelatihan secara keseluruhan. Kemudian hitung kemiripan antara sampel latih dan sampel uji X dengan mengambil sampel di i -th ($d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}$) kemudian dihitung dengan persamaan (7) sebagai berikut:

$$Similarity(X, d_i) = \frac{\sum_{j=1}^m X_j \cdot d_{ij}}{\sqrt{(\sum_{j=1}^m X_j)^2} \sqrt{(\sum_{j=1}^m d_{ij})^2}} \quad (7)$$

Kemudian, pilih k sampel yang memiliki kemiripan terbesar dan hitung peluangnya dengan persamaan (8) berikut:

$$P(X, C_j) = \sum_d Similarity(X, d_i) \cdot y(d_i, C_j) \quad (8)$$

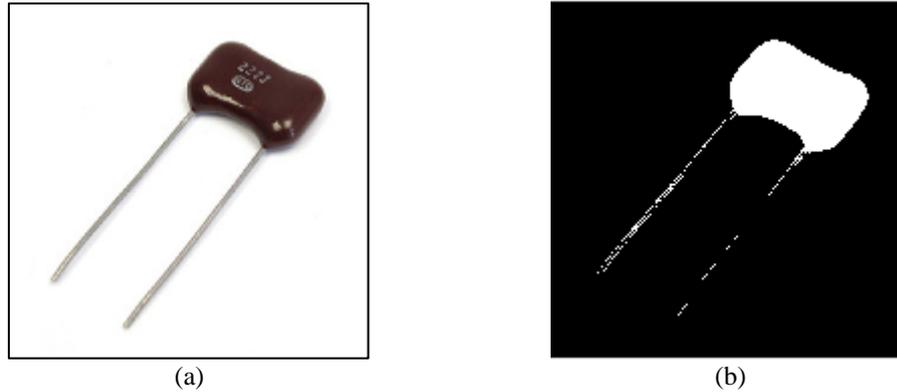
2.1.7 Evaluasi Model

Tahap evaluasi merupakan tahap dimana akan dilakukan pengukuran terhadap kinerja dari model yang dibangun [7]. Tahap ini merupakan tahap dimana dilakukan pengujian terhadap akurasi algoritma yang dikembangkan. Uji akurasi berfungsi untuk mendapatkan nilai kedekatan hasil uji atau rata-rata dari uji yang dilakukan dengan nilai aslinya. Perhitungan uji akurasi dapat menggunakan persamaan (9).

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah Klasifikasi Benar}}{\text{Total Data}} \times 100\% \quad (9)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi kapasitor menggunakan kombinasi algoritma KNN dan PCA yang dikembangkan dan diimplementasikan dengan aplikasi Matlab. Aplikasi GUI dikembangkan untuk memudahkan pengguna dalam menggunakannya. Proses awal adalah membangun program yang digunakan untuk pelatihan. Setelah itu, membangun program yang digunakan untuk pengujian. Sistem dimulai dengan mengubah citra RGB menjadi citra biner. Dimana citra RGB akan ditransformasi menjadi citra yang memiliki nilai 0 dan 1 atau citra dalam objek tersebut terdiri dua warna yaitu hitam dan putih. Proses ini bertujuan untuk mempermudah tahapan segmentasi karena dengan mengubah citra RGB kedalam bentuk biner citra maka objek yang akan disegmentasi akan dapat dibedakan dengan latar belakang objeknya. Pada Gambar 3 berikut ini adalah sampel citra jenis transistor yang telah ditransformasi dari citra asli menjadi citra biner menggunakan Matlab.



Gambar 3. (a) Citra Asli dan (b) Citra Biner

Tahap selanjutnya adalah proses segmentasi citra. Segmentasi citra memiliki tujuan agar dapat dipisahkan objek tertentu pada citra dari objek yang lain. Untuk memisahkan objek tersebut dikerjakan berdasarkan batas-batas wilayah yang bentuknya dan susunannya memiliki kesamaan. Metode segmentasi yang digunakan adalah metode *otsu thresholding*. Hasil dari proses ini berupa objek yang dibutuhkan telah dipisahkan dari *background*, sehingga yang terlihat hanya objek yang dibutuhkan saja. Sampel citra jenis transistor yang telah tersegmentasi menggunakan metode *otsu thresholding* dapat dilihat pada Gambar 4 berikut ini.



Gambar 4. (a) Citra Biner dan (b) Citra Hasil Segmentasi

Dari segmentasi citra, selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri untuk mengidentifikasi ciri dari objek pada gambar yang akan dikenali. Pada proses ekstraksi ciri diterapkan ekstraksi ciri berdasarkan warna dan bentuknya. Ciri warna akan memanfaatkan nilai dari RGB dan nilai HSV. Sedangkan untuk ciri bentuk berdasarkan nilai luas atau area objek. Maka, pada tahap ini akan menghitung nilai RGB, HSV dan area dari objek yang akan diuji. Sampel citra jenis transistor yang telah diekstraksi cirinya terlihat pada Gambar 5 berikut ini.



Gambar 5. (a) Citra Tersegmentasi dan (b) Hasil Ekstraksi Ciri

Proses selanjutnya, berdasarkan hasil ekstraksi ciri metode PCA mengubahnya menjadi *principle component*, kemudian direduksi menjadi kedalam dua *principle component* agar menghasilkan kinerja yang optimal. PCA akan mereduksi dan mempertahankan sebagian besar informasi yang relevan dari fitur asli sesuai dengan kriteria optimal. Selanjutnya untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN. KNN mengklasifikasikan objek dengan memperhatikan data yang paling dekat dengan objek yang sedang diproses.

Sistem ini dikembangkan dengan menggunakan Matlab dan dibuat antarmuka dalam bentuk GUI agar mudah digunakan oleh setiap orang. Pada sistem yang dibuat pengguna dapat memasukkan citra, melakukan segmentasi citra, melakukan ekstraksi ciri dan melakukan klasifikasi. Sistem akan menampilkan hasil dari setiap proses yang dilakukan, dari menampilkan hasil transformasi RGB ke biner, hasil segmentasi, hasil ekstraksi ciri dan hasil klasifikasi. Gambar 6 di bawah ini adalah GUI dari sistem klasifikasi jenis kapasitor yang dikembangkan menggunakan Matlab.

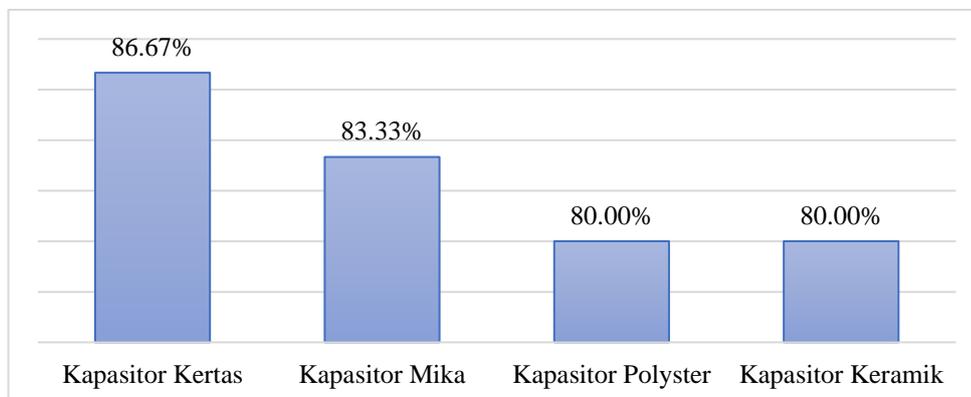


Gambar 6. Anagrama Sistem Klasifikasi Citra Jenis Transistor

Setelah sistem klasifikasi citra yang telah dikembangkan telah jadi, selanjutnya melakukan pengujian akurasi terhadap model yang dibangun. Pengujian akurasi akan dilakukan untuk menguji akurasi dari sistem yang dikembangkan dengan menghitungnya menggunakan persamaan (9) diatas. Untuk melakukan pengujian digunakan data sebanyak 120 data uji. Ada 4 kelas atau jenis kapasitor yang digunakan yaitu kapasitor kertas, kapasitor mika, kapasitor *polyster* dan kapasitor keramik. Tiap-tiap kelas akan diuji menggunakan data uji sebanyak 30 citra. Seluruh citra uji akan dicocokkan dengan hasil klasifikasi. Hasil uji akurasi terhadap sistem yang dikembangkan tersaji pada Tabel 1 dan grafik uji akurasi disajikan pada Gambar 7.

Tabel 1. Hasil Pengujian Akurasi

Jenis Kapasitor	Jumlah Prediksi Benar	Akurasi (%)
Kapasitor Kertas	26	86,67
Kapasitor Mika	25	83,33
Kapasitor Polyster	24	80,00
Kapasitor Keramik	24	80,00
Total	99	82,50



Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Masing-Masing Kelas

Berdasarkan gambar 7, hasil uji akurasi menunjukkan bahwa setiap klasifikasi jenis kapasitor memiliki nilai akurasi yaitu: Kapasitor kertas sebesar 86,67%, Kapasitor mika sebesar 85%, Kapasitor *polyster* sebesar 80% dan Kapasitor keramik sebesar 80%. Sedangkan untuk rata-rata seluruh hasil uji akurasi, model yang dikembangkan mendapatkan nilai akurasi sebesar 82,50%. Selanjutnya hasil akurasi tersebut dikonversi kedalam kategori hasil klasifikasi dengan acuan sebagai berikut: Baik, dengan nilai 76% sampai dengan 100%; Cukup, dengan nilai 56% sampai dengan 75%; Kurang Baik, dengan nilai 40% sampai dengan 55%, sedangkan Kurang Baik, jika memiliki nilai dibawah 40% [21]. Jika dilihat dari rata-rata akurasi yang didapatkan nilai sebesar 82,50%

maka termasuk pada kategori baik. Keberhasilan klasifikasi dari hasil uji akurasi disebabkan oleh faktor-faktor, yaitu: klasifikasi akan maksimal apabila ekstraksi ciri dapat menghasilkan informasi yang optimal, ekstraksi ciri yang didasari dari fitur warna dan bentuk kemudian diubah menjadi *principle component* dan direduksi dengan metode PCA. Hal ini dapat memudahkan proses klasifikasi yang dilakukan oleh algoritma KNN, yang melakukan klasifikasi berdasarkan jumlah tetangga terdekat. Akan tetapi, apabila dilihat dari hasil pengujian akurasi rata-rata kesalahan hingga 17,50%. Berdasarkan hasil uji, maka faktor-faktor yang menyebabkan kesalahan dalam klasifikasi ini diantaranya: (1) jumlah data untuk pelatihan dan pengujian relatif sedikit, maka dibutuhkan penambahan data agar model dapat diberi pelatihan secara intensif agar model akan lebih optimal; (2) Model sulit untuk mengklasifikasi dengan citra yang tidak terlihat dengan jelas dan lebih dari satu objek; (3) Bentuk kapasitor dari beberapa jeni menunjukkan bentuk dan warna yang hampir sama, maka dibutuhkan ekstraksi ciri yang lain agar model dapat mengenali dengan baik; (4) objek dengan latar belakang beragam akan mempengaruhi hasil klasifikasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian melakukan klasifikasi citra jenis kapasitor dengan menerapkan kombinasi algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Principal Component Analysis* (PCA). PCA mampu mereduksi dan mempertahankan sebagian besar informasi yang relevan dari fitur asli sesuai dengan kriteria optimal. Berdasarkan hasil ekstraksi ciri dan reduksi data yang dilakukan oleh PCA memudahkan algoritma KNN untuk melakukan klasifikasi. KNN melakukan klasifikasi berdasarkan data yang paling dekat dengan objek yang sedang diproses. Berdasarkan hasil pengujian, model yang dikembangkan mampu menghasilkan nilai akurasi rata-rata sebesar 82,50%. Ini artinya, algoritma *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dapat digunakan dalam proses klasifikasi dengan baik. Akan tetapi, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya. Beberapa saran untuk penelitian selanjutnya antara lain: menambah jumlah dataset agar pelatihan lebih optimal, menambahkan beberapa ekstraksi ciri seperti ekstraksi ciri tekstur dan dapat menggunakan algoritma *deep learning* agar hasil klasifikasi dapat lebih maksimal.

REFERENCES

- [1] R. Rifaldi and H. Ananta, "Media Pembelajaran Pemodelan Rewinding Motor AC 1 Fasa Jenis Kapasitor Run Berbasis Flash," *Edu Elektr. J.*, vol. 7, no. 2, pp. 11–18, 2018.
- [2] K. Pindrayana, R. I. Borman, B. Prasetyo, and S. Samsugi, "Prototipe Pemandu Parkir Mobil Dengan Output Suara Manusia Menggunakan Mikrokontroler Arduino Uno," *CIRCUIT J. Ilm. Pendidik. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 2, pp. 71–82, 2018.
- [3] Y. Yusmartato, R. Nasution, and A. Armansyah, "Analisa Penggunaan Motor Sinkron Dengan Kapasitor," *J. Electr. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 156–162, 2018.
- [4] M. S. Al Amin, "Peran Kapasitor Pada Pembangkitan Tegangan Generator Induksi Satu Fasa," *J. AMPERE*, vol. 4, no. 1, pp. 55–63, 2019.
- [5] R. I. Borman, Y. Fernando, and Y. E. P. Yudoutomo, "Identification of Vehicle Types Using Learning Vector Quantization Algorithm with Morphological Features," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 158, pp. 339–345, 2022.
- [6] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Numaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 388–395, 2022.
- [7] H. Mayatopani, R. I. Borman, W. T. Atmojo, and A. Arisantoso, "Classification of Vehicle Types Using Backpropagation Neural Networks with Metric and Eccentricity Parameters," *J. Ris. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 65–70, 2021.
- [8] P. Prasetyawan, I. Ahmad, R. I. Borman, A. Ardiansyah, Y. A. Pahlevi, and D. E. Kurniawan, "Classification of the Period Undergraduate Study Using Back-propagation Neural Network," in *Proceedings of the 2018 International Conference on Applied Engineering, ICAE 2018*, 2018.
- [9] R. I. Borman, R. Napianto, N. Nugroho, D. Pasha, Y. Rahmanto, and Y. E. P. Yudoutomo, "Implementation of PCA and KNN Algorithms in the Classification of Indonesian Medicinal Plants," in *ICOMITEE 2021*, 2021, pp. 46–50.
- [10] K. Taunk, S. De, S. Verma, and A. Swetapadma, "A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification," in *Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS 2019)*, 2019, pp. 1255–1260.
- [11] Z. Lubis, P. Sihombing, and H. Mawengkang, "Optimization of K Value at the K-NN algorithm in clustering using the expectation maximization algorithm," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, 2020.
- [12] N. K. A. Wirdiani, P. Hridayami, N. P. A. Widiari, K. D. Rismawan, P. B. Candradinata, and I. P. D. Jayantha, "Face Identification Based on K-Nearest Neighbor," *Sci. J. Informatics*, vol. 6, no. 2, pp. 150–159, 2019.
- [13] S. Sanjaya, M. L. Pura, S. K. Gusti, F. Yanto, and F. Syafria, "K-Nearest Neighbor for Classification of Tomato Maturity Level Based on Hue, Saturation, and Value Colors," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, vol. 2, no. 2, p. 101, 2019.
- [14] R. Andrian, D. Maharani, M. A. Muhammad, and A. Junaidi, "Butterfly Identification Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Extraction Feature and K-Nearest Neighbor (KNN) Classification," *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 11–21, 2020.
- [15] Y. Yuliska and K. U. Syaliman, "Peningkatan Akurasi K-Nearest Neighbor Pada Data Index Standar Pencemaran Udara Kota Pekanbaru," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–18, 2020.
- [16] R. I. Borman and B. Priyopradono, "Implementasi Penerjemah Bahasa Isyarat Pada Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)

- Dengan Metode Principal Component Analysis (PCA),” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 03, no. 1, pp. 103–108, 2018.
- [17] D. Satria and M. Mushthofa, “Perbandingan Metode Ekstraksi Ciri Histogram dan PCA untuk Mendeteksi Stoma pada Citra Penampang Daun Freycinetia,” *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 2, no. 1, p. 20, 2013.
- [18] R. I. Borman and M. Wati, “Penerapan Data Mining Dalam Klasifikasi Data Anggota Kopdit Sejahtera Bandarlampung Dengan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Ilm. Fak. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 25–34, 2020.
- [19] Y. Chen, L. Song, Y. Liu, L. Yang, and D. Li, “A Review of the Artificial Neural Network Models for Water Quality Prediction,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 5776, pp. 1–49, 2020.
- [20] S. Bhahri and R. Rachmat, “Transformasi Citra Biner Menggunakan Metode Thresholding Dan Otsu Thresholding,” *J. Sist. Inf. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 195–203, 2018.
- [21] R. I. Borman, R. Napianto, P. Nurlandari, and Z. Abidin, “Implementasi Certainty Factor Dalam Mengatasi Ketidakpastian Pada Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kuda Laut,” *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. VII, no. 1, pp. 1–8, 2020.