

Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)

DOI: <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i3.3821>

Klasifikasi Jenis Kucing Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Dadang Iskandar Mulyana¹, Siti Nurhaliza^{2*}

^{1,2*} Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

article info

Article history:

Received 10 December 2024

Received in revised form

20 December 2024

Accepted 15 January 2025

Available online Juli 2025.

Keywords:

Pure Breed; K-NN; PCA;

RGB; HSV.

Kata Kunci:

Pure Breed; K-NN; PCA;

RGB; HSV.


abstract

Cats in Latin is *Felis silvestris catus* is a kind of carnivorous animal. Cats are the most popular pets in the world that have many enthusiasts and fans. Cats that have bloodlines are officially registered as purebred cats or pure breeds. The number of cat breeds like this is only slightly, only 1% of the world's cat population, which is usually only bred in official animal husbandry. This study uses the Principal Component Analysis (PCA) and K-nearest Neighbor (KNN) algorithms with the aim of classifying cat images through the analysis stage on original images, binary images and grayscale images. The output of the feature extraction will be the input for the Principal Component Analysis (PCA) and K-nearest Neighbor (KNN) algorithms for cat species classification applications. The feature extraction that will be used in this research are RGB and HSV. The data that will be used in this study are 34 image data, consisting of 24 training data images and 10 test image data. So with this research, it is hoped that it can help people to more easily find out the classification of pets, namely cats. The output accuracy in the classification application uses the Multi Support Vector Machine (SVM) Algorithm with first-order feature extraction from the Principal Component Analysis (PCA) and K-nearest Neighbor (KNN) algorithms, which reaches an accuracy rate of 80%.

abstrak

Kucing dalam bahasa latin adalah *Felis silvestris catus* adalah sejenis hewan karnivora. Kucing adalah hewan peliharaan terpuler di dunia yang memiliki banyak peminat dan penggemar. Kucing yang memiliki garis keturunan tercatat secara resmi sebagai kucing trah atau jalur murni (pure breed). Jumlah ras kucing seperti ini hanya sedikit yaitu 1 % dari populasi kucing yang ada di dunia yang biasanya hanya dikembangkan di tempat pemeliharaan hewan resmi. Penelitian ini menggunakan algoritma Principal Component Analysis (PCA) dan K-nearest Neighbor (KNN) dengan mempunyai tujuan untuk mengklasifikasi citra hewan kucing melalui tahap analisis pada citra asli, citra biner dan citra grayscale (keabuan). Hasil keluaran ekstraksi ciri akan menjadi masukan untuk metode algoritma Principal Component Analysis (PCA) dan K-nearest Neighbor (KNN) untuk aplikasi klasifikasi jenis kucing. Ekstraksi ciri yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu RGB dan HSV. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah 34 data citra, terdiri dari 24 citra data latih dan 10 data citra uji. Maka dengan adanya penelitian ini diharapkan agar bisa membantu orang untuk lebih mudah mengetahui klasifikasi hewan peliharaan yaitu kucing. Hasil keluaran akurasi pada aplikasi klasifikasi menggunakan Algoritma Multi Support Vector Machine (SVM) dengan ekstraksi ciri orde satu algoritma Principal Component Analysis (PCA) dan K-nearest Neighbor (KNN) yaitu mencapai tingkat akurasi sebesar 80%.

Corresponding Author. Email: cicanurhaliza@gmail.com ^{2}.

Copyright 2025 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan RISET). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. 

1. Pendahuluan

Kucing (*Felis silvestris catus*) merupakan hewan karnivora yang sering dipelihara. Beberapa kucing memiliki garis keturunan yang tercatat sebagai ras murni (*pure breed*), dengan jumlah hanya sekitar 1% dari total populasi dunia. Ras-ras ini umumnya dikembangkan di fasilitas resmi dan memiliki karakteristik yang dapat dibedakan berdasarkan morfologi tertentu (Rahayu, 2015). Saat ini, terdapat sekitar 32 ras kucing yang diakui secara internasional, di antaranya Anggora dan Persia. Kucing Anggora berasal dari Ankara, Turki, dan memiliki ciri tubuh ramping dengan hidung mancung serta bulu panjang di beberapa bagian tubuh. Sementara itu, kucing Persia memiliki tubuh lebih bulat, hidung pesek, dan bulu panjang yang menutupi seluruh tubuh (Effendi, 2018). Beberapa penelitian terkait klasifikasi objek menggunakan metode kecerdasan buatan telah dilakukan sebelumnya. Penelitian oleh Pawening *et al.* (2020) mengkaji klasifikasi kualitas jeruk lokal berdasarkan tekstur dan bentuk menggunakan metode *k*-Nearest Neighbor (KNN), dengan akurasi tertinggi mencapai 93,3% pada $k = 1$ dan akurasi terendah sebesar 86,2% pada $k = 7$ dan $k = 8$. Hasibuan (2020) meneliti klasifikasi jenis buah jambu berdasarkan karakteristik daun menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA), dengan akurasi sebesar 81,25%. Fawwaz *et al.* (2021) melakukan klasifikasi ras kucing menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN), dengan akurasi yang bervariasi dari 60,85% hingga 93,75%. Kucing merupakan salah satu hewan peliharaan yang banyak diminati. Pemilik kucing sering kali mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi ras hewan peliharaannya secara akurat.

Menurut Hafizhah dan Hamdan (2021), memelihara kucing dapat memberikan dampak positif terhadap kesejahteraan psikologis seseorang. Namun, tidak semua pemilik kucing mengetahui ras dari hewan peliharaannya. Oleh karena itu, diperlukan sistem berbasis pengolahan citra untuk mengklasifikasikan jenis kucing secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis kucing menggunakan algoritma PCA dan KNN. Algoritma PCA digunakan untuk mengekstraksi fitur citra, sedangkan KNN diterapkan sebagai metode klasifikasi. Sistem ini diharapkan dapat membantu

pengguna dalam mengenali jenis kucing berdasarkan citra yang dimasukkan.

2. Metodologi Penelitian

Objek Penelitian

Objek penelitian ini terdiri dari tiga jenis kucing, yaitu kucing Anggora, Persia, dan Scottish Fold.

Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini meliputi:

Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan mengumpulkan referensi dari jurnal dan buku yang berkaitan dengan klasifikasi citra. Referensi yang diperoleh digunakan sebagai dasar dalam analisis dan pengembangan penelitian ini. Selain itu, pencarian citra kucing dari berbagai sumber daring dilakukan untuk memperoleh dataset yang digunakan dalam klasifikasi.

Langkah Penelitian

Langkah-langkah dalam proses klasifikasi jenis kucing pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Pengambilan sampel citra tiga jenis kucing yang digunakan sebagai dataset. Selanjutnya, dilakukan *cropping* citra sebelum masuk ke tahap ekstraksi fitur, pelatihan, dan pengujian.
- 2) Dataset terdiri dari 34 citra, dengan rincian 24 citra sebagai data latih dan 10 citra sebagai data uji.
- 3) Proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan model warna RGB dan HSV serta fitur area. Data yang telah diekstraksi kemudian diproses menggunakan algoritma *Principal Component Analysis* (PCA) untuk reduksi dimensi, lalu diklasifikasikan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra merupakan cabang ilmu yang mempelajari pembentukan, pemrosesan, dan analisis citra untuk menghasilkan informasi yang dapat diinterpretasikan secara lebih mudah. Pengolahan citra juga berperan dalam analisis objek dengan bantuan komputer tanpa perlu interaksi langsung dengan objek tersebut (Suhandy, 2014). Teknologi ini sering digunakan untuk mengevaluasi kualitas suatu

produk tanpa menyebabkan kerusakan pada objek yang dianalisis. Citra digital direpresentasikan dalam bentuk piksel yang disusun dalam baris dan kolom. Representasi citra digital bergantung pada dua konsep utama, yaitu sampling dan kuantisasi. Sampling menentukan ukuran piksel dalam citra, sedangkan kuantisasi menentukan tingkat keabuan atau jumlah warna dalam citra berdasarkan jumlah bit biner yang digunakan (Gonzales *et al.*, 2004).

Model Warna dalam Pengolahan Citra

Citra RGB

Model warna RGB merupakan sistem pewarnaan yang banyak digunakan dalam tampilan monitor CRT dan sistem grafika komputer. Model ini terdiri dari tiga komponen warna utama, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B), yang membentuk kombinasi warna dalam setiap piksel. Model RGB dapat direpresentasikan dalam bentuk kubus tiga dimensi, dengan setiap sumbu merepresentasikan salah satu dari tiga warna dasar tersebut. Warna hitam berada di titik asal kubus, sedangkan warna putih berada di ujung yang berlawanan. Resolusi standar model warna ini adalah 24-bit, yang mampu merepresentasikan hingga 16.777.216 warna berbeda (Ahmad, 2014).



Gambar 1. Skema Kubus Warna RGB

Citra biner

Citra biner (*binary image*) adalah citra digital yang hanya memiliki 2 kemungkinan warna, yaitu hitam dan putih. Citra biner disebut juga dengan citra W&B (*White&Black*) atau citra monokrom. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap piksel dari citra biner. Pembentukan citra biner memerlukan nilai batas keabuan yang akan digunakan sebagai nilai patokan.



Gambar 2. Citra Biner pada Citra Kucing

Piksel dalam citra biner diklasifikasikan berdasarkan ambang batas (*thresholding*). Jika derajat keabuan piksel lebih besar dari nilai batas yang ditentukan, maka piksel tersebut diberi nilai 1 (putih). Sebaliknya, jika derajat keabuan lebih kecil dari nilai batas, maka piksel diberi nilai 0 (hitam) (Ahmad, 2014). Citra biner sering dihasilkan sebagai bagian dari proses pengolahan citra, seperti segmentasi, pengembangan, morfologi, atau dithering. Proses ini memudahkan analisis objek karena pola lebih mudah dikenali pada citra dengan jumlah warna yang lebih sedikit (Gonzales *et al.*, 2004).

Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra digital yang memiliki satu kanal warna pada setiap pikselnya, di mana nilai intensitas merah (R), hijau (G), dan biru (B) memiliki nilai yang sama. Nilai tersebut merepresentasikan tingkat kecerahan piksel, dengan 0 sebagai hitam dan 255 sebagai putih dalam format 8-bit (Gonzales *et al.*, 2004). Berbeda dengan citra biner yang hanya memiliki dua warna (hitam dan putih), citra grayscale memiliki variasi warna di antara hitam dan putih, sehingga lebih kaya dalam informasi intensitas cahaya. Citra ini sering digunakan dalam analisis pengolahan citra berbasis spektrum elektromagnetik satu saluran (*single band*) (Suhandy, 2014). Citra grayscale umumnya disimpan dalam format 8-bit, yang memungkinkan hingga 256 tingkat intensitas warna. Konversi citra berwarna ke grayscale dilakukan dengan menghitung rata-rata nilai intensitas dari tiga kanal warna (R, G, dan B) menggunakan persamaan:

$$X = (R+G+B)/3.$$

$$\text{Warna} = \text{RGB}(X, X, X)$$

Kucing

Kucing merupakan mamalia yang termasuk dalam keluarga *Felidae*. Hewan ini dapat hidup berdampingan dengan manusia sebagai hewan peliharaan, tetapi juga

banyak yang hidup secara liar di alam. Bukti sejarah menunjukkan bahwa kucing telah berinteraksi dengan manusia sejak sekitar 6.000 SM, sebagaimana dibuktikan oleh temuan kerangka kucing di Pulau Siprus. Pada sekitar 3.500 SM, masyarakat Mesir mulai memanfaatkan kucing untuk mengendalikan populasi tikus dan hewan pengerat lainnya di tempat penyimpanan hasil panen (Rahayu, 2015). Secara ilmiah, kucing memiliki nama latin *Felis silvestris catus* dan tergolong sebagai hewan karnivora. Kucing merupakan salah satu hewan peliharaan paling populer di dunia dan memiliki banyak penggemar. Hingga saat ini, terdapat berbagai ras kucing dengan karakteristik yang khas. Namun, seiring waktu, banyak ras baru yang muncul akibat perkawinan silang antarras (Effendi, 2018). Di Indonesia, beberapa ras kucing yang umum ditemui antara lain Anggora, Persia, Himalaya, dan kucing kampung. Setiap ras memiliki ciri khusus, baik dari segi ukuran tubuh, bentuk wajah, maupun panjang dan pola bulu. Namun, perbedaan warna dan pola bulu tidak selalu dapat dijadikan patokan utama dalam mengidentifikasi ras kucing, karena variasi genetik dapat menghasilkan kombinasi corak yang beragam (Suhandy, 2014).



Gambar 3. Citra Kucing

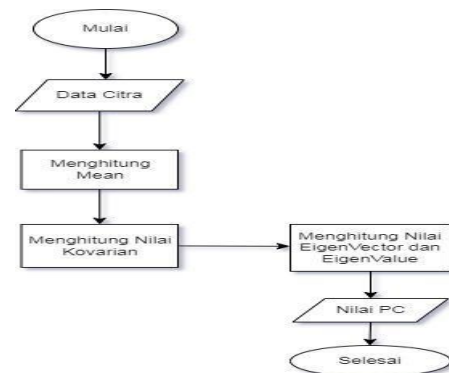
3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Algoritma *Principal Component Analysis* (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi pola dalam data dengan cara mereduksi dimensi tanpa kehilangan informasi yang signifikan. Algoritma ini sering diterapkan dalam kompresi data dan klasifikasi untuk menyederhanakan kompleksitas data dengan tetap mempertahankan variabilitas yang paling dominan (Adiwijaya *et al.*, 2018). PCA bekerja dengan mengubah variabel independen awal menjadi sekumpulan variabel independen baru yang tidak

berkorelasi satu sama lain. Variabel baru ini disebut sebagai *Principal Components* (PC), yang disusun berdasarkan tingkat variansnya. Komponen utama dengan varian terbesar akan digunakan untuk merepresentasikan informasi yang paling penting dalam data (Jamala *et al.*, 2018). Dalam klasifikasi, PCA digunakan untuk mengurangi dimensi fitur guna meningkatkan efisiensi dan mengurangi tingkat kesalahan prediksi. Reduksi dimensi ini dilakukan dengan membentuk sekumpulan dimensi baru yang diperoleh dari analisis matriks kovarians. Hasil akhir dari PCA berupa *Principal Components* yang diurutkan berdasarkan nilai variansnya (Gonzales *et al.*, 2004).



Gambar 4. Flowchart PCA

Langkah-langkah algoritma PCA sebagai berikut:

- 1) Menghitung mean (\bar{X}) dari data pada tiap dimensi menggunakan persamaan:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

Dengan:

k = jumlah data sampel X_i = data sampel

- 2) Menghitung *covariance matrix* (CX) menggunakan persamaan:

$$C_X = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T$$

Dengan:

k = jumlah data sampel X_i = data sampel

\bar{X} = mean

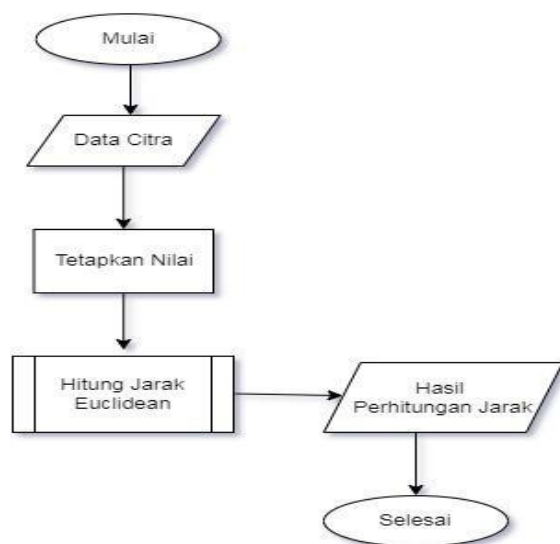
- 3) Menghitung *eigenvector* (vm) dan *eigenvalue* (λ_m) dari *covariance matrix* menggunakan persamaan:

$$C_X v_m = \lambda_m v_m$$

- 4) Urutkan *eigenvalue* secara *descending*. *Principal Component* (PC) adalah deretan eigenvector sesuai dengan urutan eigenvalue pada tahap 3.
- 5) Menghasilkan dataset baru.

Algoritma KNN

Algoritma *k-Nearest Neighbor* (k-NN) yaitu metode yang menggunakan algoritma supervised. Algoritma supervised learning bertujuan untuk menemukan pola baru dalam data dengan menghubungkan pola data yang sudah ada dengan data yang baru. Tujuan dari algoritma k-NN adalah untuk mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan training samples. Dimana hasil dari sampel uji yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari katagori pada k-NN. Algoritma k-NN menggunakan klasifikasi ketetanggaan sebagai nilai prediksi sampel uji yang baru.



Gambar 5. Flowchart K-NN

Prinsip kerja KNN yaitu mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (neighbor) terdekatnya dalam data pelatihan. Data pelatihan diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pelatihan. Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelas c, jika kelas c merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada k buah tetangga terdekat titik tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean dengan rumus sebagai berikut:

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{2i} - x_{1i})^2}$$

Dengan x_1 = sampel data, x_2 = data uji, i = variabel data, $dist$ = jarak, p = dimensi data. Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data test. Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor data pembelajaran dihitung, dan sejumlah k buah yang paling dekat diambil. Titik yang baru klasifikasinya diprediksikan termasuk pada klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut. Nilai k yang terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data. Umumnya, nilai k yang tinggi akan mengurangi efek noise pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur.

Pada bagian ini akan dibahas hasil dari perancangan dalam bentuk jadi berupa tangkapan layar aplikasi dan hasil pengujian aplikasi.



Gambar 6. Tampilan pada halaman utama

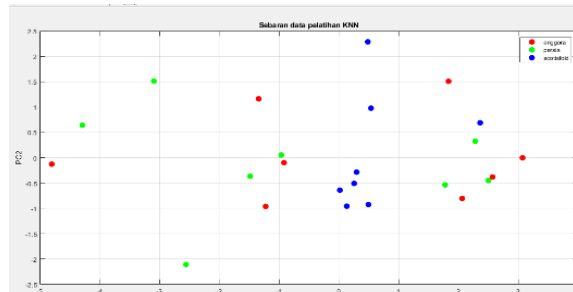
Tampilan Pelatihan

Pada tampilan data pelatihan diambil data citra latih file dengan nama *anggora6.jpg* dan menghasilkan klasifikasi *anggora*.



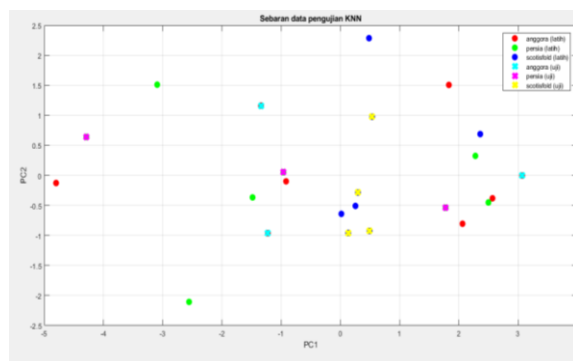
Gambar 7. Tampilan data pelatihan

Pada klasifikasi diatas melalui proses segmentasi dari citra asli diubah menjadi citra biner dan grayscale. Kemudian menghasilkan ekstraksi ciri RGB dan HSV. Hasil akhir mengidentifikasi klasifikasi jenis kucing secara otomatis.



Gambar 8. Sebaran Data Latih

Dari gambar 8 diatas, terlihat sebaran data yang menunjukkan kelas jenis kucing dari gambar yang sudah diajarkan objek latih, yang berfungsi menjadi pembanding bagi data citra yang akan diuji untuk mengetahui jenis citra kucing. Warna merah (red) menunjukkan kategori jenis anggora, warna hijau (green) menunjukkan kategori jenis persia, sedangkan warna biru (blue) menunjukkan kategori jenis scotisfold.



Gambar 9. Sebaran Data Uji

Pada Gambar 9, sebaran data uji menunjukkan perbandingan antara data latih dan data uji yang ditandai dengan simbol silang berwarna. Kelas kucing Anggora diwakili oleh tanda silang berwarna cyan, kelas kucing Persia ditandai dengan warna magenta, dan kelas kucing Scottish Fold ditandai dengan warna kuning. Hasil pengujian akurasi klasifikasi antara data latih dan data uji menunjukkan tingkat akurasi sebesar 80%, dengan dua hasil klasifikasi yang tidak sesuai dari total 10 data citra uji. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem klasifikasi masih

memiliki peluang untuk disempurnakan agar dapat meningkatkan akurasi prediksi. Pengembangan lebih lanjut dapat mencakup peningkatan jumlah data latih, optimasi parameter algoritma, atau penggunaan metode tambahan dalam ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pengujian pada 10 data citra uji menggunakan algoritma klasifikasi PCA dan K-NN menghasilkan keluaran klasifikasi jenis kucing sebagaimana ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Data Uji

Data Uji	Hasil Klasifikasi
Anggora1.jpg	ScotisFold (Salah)
Anggora2.jpg	Anggora (Benar)
Anggora3.jpg	Anggora (Benar)
Persia1.jpg	Persia (Benar)
Persia2.jpg	Persia (Benar)
Persia3.jpg	Anggora (Salah)
Scotis1.jpg	Scotisfold (Benar)
Scotis2.jpg	Scotisfold (Benar)
Scotis3.jpg	Scotisfold (Benar)

Dari 10 data uji yang dihitung didapatkan hasil klasifikasi akurat dan 2 citra dengan hasil klasifikasi tidak akurat dan dapat diketahui dari hasil pengujian yaitu dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Seluruh Data}} \times 100\%$$

Pada hasil pengujian ini diperoleh presentase akurasi keseluruhan menggunakan PCA dan KNN adalah sebesar 80 % (delapan puluh persen).

Pembahasan

Hasil pengujian klasifikasi jenis kucing menggunakan algoritma *Principal Component Analysis (PCA)* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)* menunjukkan tingkat akurasi sebesar 80%, dengan dua dari sepuluh data uji mengalami kesalahan klasifikasi. Akurasi ini menunjukkan bahwa kombinasi algoritma *PCA* dan *K-NN* cukup efektif dalam mengklasifikasikan jenis kucing, meskipun masih terdapat beberapa kekurangan yang dapat diperbaiki di masa mendatang. Metode *PCA* digunakan dalam penelitian ini untuk melakukan reduksi dimensi guna meningkatkan efisiensi komputasi dan mengurangi kompleksitas

perhitungan tanpa kehilangan informasi penting dalam data. Menurut Adiwijaya *et al.* (2018), *PCA* mampu mengekstrak fitur utama dari data yang kompleks dan mengubahnya menjadi dimensi yang lebih kecil dengan mempertahankan variabilitas yang paling signifikan. Dalam konteks penelitian ini, *PCA* digunakan untuk mengekstrak karakteristik citra kucing agar lebih mudah diproses oleh algoritma klasifikasi. Sementara itu, metode *K-NN* dipilih sebagai algoritma klasifikasi karena kemampuannya dalam menentukan kategori berdasarkan kedekatan dengan sampel data latih yang ada. Sebagaimana dijelaskan oleh Ratri Enggar *et al.* (2020), *K-NN* bekerja dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih untuk menemukan kategori dengan kesamaan tertinggi. Namun, metode ini sangat bergantung pada pemilihan nilai k yang optimal, karena nilai k yang terlalu kecil dapat menyebabkan *overfitting*, sementara nilai k yang terlalu besar dapat membuat batasan antar kelas menjadi tidak jelas.

Hasil akurasi sebesar 80% menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik, tetapi masih ada beberapa faktor yang dapat memengaruhi tingkat akurasi. Salah satu faktor yang dapat memengaruhi performa klasifikasi adalah jumlah data latih yang digunakan. Menurut Muhammad Afif *et al.* (2021), jumlah data latih yang lebih banyak dapat meningkatkan akurasi sistem klasifikasi berbasis kecerdasan buatan, karena semakin banyak sampel yang digunakan, semakin baik sistem dalam mengenali pola dan variasi fitur dalam *dataset*. Selain jumlah data, kualitas fitur yang diekstraksi juga memengaruhi akurasi sistem. Pengolahan citra digital yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan ekstraksi fitur berbasis warna menggunakan model RGB dan HSV. Menurut Elok Faiqotul *et al.* (2020), kombinasi model warna ini sering digunakan dalam klasifikasi berbasis citra karena dapat menangkap perbedaan warna dengan lebih akurat dibandingkan model warna lainnya. Namun, metode ini masih memiliki keterbatasan dalam menangani variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar, yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi. Beberapa kesalahan klasifikasi yang terjadi dalam penelitian ini dapat disebabkan oleh kemiripan fitur antar kelas kucing, seperti pola warna dan bentuk yang serupa. Hal ini sejalan dengan penelitian Effendi (2018), yang menyatakan bahwa klasifikasi

berbasis citra pada objek dengan variasi warna yang kompleks sering kali mengalami kesulitan dalam membedakan objek yang memiliki karakteristik visual yang mirip. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan metode ekstraksi fitur tambahan, seperti deteksi tekstur atau bentuk, untuk meningkatkan akurasi sistem. Untuk meningkatkan performa klasifikasi di masa depan, beberapa langkah dapat dilakukan. Pertama, jumlah *dataset* dapat ditingkatkan agar model memiliki lebih banyak variasi data latih, yang dapat memperbaiki kemampuan klasifikasi sistem. Kedua, penggunaan teknik *data augmentation* dapat diterapkan untuk memperbanyak variasi data latih tanpa perlu menambah jumlah data mentah secara signifikan. Ketiga, parameter k dalam *K-NN* dapat dioptimalkan melalui pengujian dengan nilai yang berbeda untuk menemukan parameter yang paling sesuai. Alternatif lainnya, metode klasifikasi lain seperti *Support Vector Machine (SVM)* atau *Convolutional Neural Network (CNN)* juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan hasil klasifikasi, sebagaimana disarankan oleh Muhammad Afif *et al.* (2021). Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *PCA* dan *K-NN* dapat digunakan untuk klasifikasi jenis kucing dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Namun, masih terdapat beberapa aspek yang dapat diperbaiki untuk meningkatkan kinerja sistem, baik dari segi jumlah data, teknik ekstraksi fitur, maupun pemilihan parameter algoritma yang lebih optimal.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil klasifikasi jenis kucing menggunakan algoritma *Principal Component Analysis (PCA)* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)*, dapat disimpulkan bahwa metode ini mampu melakukan klasifikasi jenis kucing dengan menggunakan 24 data citra latih dan 10 data citra uji. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa klasifikasi yang dilakukan menggunakan *K-NN* dengan ekstraksi fitur berbasis *PCA* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80%. Akurasi ini menunjukkan bahwa kombinasi kedua algoritma tersebut cukup efektif dalam mengidentifikasi jenis kucing berdasarkan citra digital yang digunakan dalam penelitian ini. Untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas sistem klasifikasi, beberapa perbaikan dapat dilakukan dalam

penelitian selanjutnya. Pengembangan lebih lanjut dapat mencakup penerapan metode ekstraksi fitur tambahan serta penggunaan algoritma klasifikasi lain yang lebih canggih guna meningkatkan ketepatan prediksi jenis kucing. Selain itu, perlu dilakukan perluasan cakupan penelitian dengan menambahkan jenis kucing lain sebagai objek klasifikasi agar sistem dapat mengenali lebih banyak variasi ras secara akurat.

5. Daftar Pustaka

- Adiwijaya, W. U., Lisnawati, E., Aditsania, A., & Kusumo, D. S. (2018). Dimensionality reduction using principal component analysis for cancer detection based on microarray data classification. *Journal of Computer Science*, 14(11), 1521-1530.
- Effendi, M. R. (2018). Sistem Deteksi Wajah Jenis Kucing Dengan Image Classification Menggunakan OpenCV. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 4(1), 27-35. <https://doi.org/10.37012/jtik.v4i1.283>.
- Fawwaz, M. A. A., Ramadhani, K. N., & Sthevanie, F. (2021). Klasifikasi Ras pada Kucing menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *eProceedings of Engineering*, 8(1).
- Gonzales, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. (2004). *Digital image processing using MATLAB*. Pearson Prentice Hall.
- Hafizhah, D. N., & Hamdan, S. R. (2021). Hubungan pet attachment dengan psychological well-being pada pemeliharaan kucing kota Bandung. *Prosiding Psikologi* <http://dx.doi.org>, 7(1), 73-76.
- Hasan, M. A., & Liliana, D. Y. (2020). Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Deteksi Tepi Canny, PCA dan KNN. *vol*, 6, 1-7.
- Himmah, E. F., Widyaningsih, M., & Maysaroh, M. (2020). Identifikasi kematangan buah kelapa sawit berdasarkan warna RGB dan HSV menggunakan metode K-Means clustering. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 6(2), 193-202. <https://doi.org/10.34128/jsi.v6i2.242>.
- Jamala, A., Handayania, A., Septiandria, A. A., Jamal, A., Handayani, A., Septiandri, A. A., Ripmiatin, E., & Effendi, Y. (2018). Dimensionality reduction using pca and k-means clustering for breast cancer prediction. *Lontar Komput. J. Ilm. Teknol. Inf*, 9(3), 192-201.
- Kurniati, N. I. (2022). Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor. *Generation Journal*, 6(2), 106-113. <https://doi.org/10.29407/gj.v6i2.17777>.
- Mardi, K. S., Mawardi, V. C., & Perdana, N. J. (2019, October). KNN classification for CBIR with color moments, connected regions, discrete wavelet transform. In *2019 International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)* (Vol. 6, pp. 238-243). IEEE.
- Novianto, D., & Sugihartono, T. (2020). Sistem Deteksi Kualitas Buah Jambu Air Berdasarkan Warna Kulit Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis (Pca) dan K-Nearest Neighbor (K-NN). *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 11(2). <https://doi.org/10.36982/jiig.v11i2.1223>.
- Nugraha, R. A., Hidayat, E. W., & Shofa, R. N. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor. *Generation Journal*, 7(1), 1-7. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i1.17900>.
- Pawening, R. E., Shudiq, W. J., & Wahyuni. (2020). *Klasifikasi kualitas jeruk lokal berdasarkan tekstur dan bentuk menggunakan metode k-Nearest Neighbor (K-NN)*.
- RAHAYU, T. IDENTIFIKASI DAN PREVALENSI EKTOPARASIT PADA KUCING.