

KLASIFIKASI CITRA JENIS RAS KUCING MENGUNAKAN METODE GLCM DAN DECISION TREE

Dimas Aditya Putra, Fetty Tri Anggraeny, Chrystia Aji Putra

Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur
Jalan Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294, Indonesia
19081010190@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Identifikasi ras kucing sering menyulitkan banyak orang karena kemiripan ciri fisik antar ras, terutama pada British Shorthair, Maine Coon, dan Exotic Shorthair. Kesalahan identifikasi kerap terjadi karena metode manual bergantung pada pengamatan subjektif dan pengalaman individu. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi citra ras kucing yang lebih objektif dan akurat dengan memanfaatkan fitur tekstur. Metode yang digunakan adalah ekstraksi fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Dataset terdiri dari 1200 citra kucing yang telah melalui tahap preprocessing berupa konversi grayscale dan resizing citra. Fitur GLCM yang diekstraksi meliputi Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy, Dissimilarity, dan ASM. Model kemudian diuji pada empat skenario pembagian data untuk memperoleh kinerja optimal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa skenario pembagian data 70% training dan 30% testing menghasilkan akurasi terbaik sebesar 81.31%. Temuan ini membuktikan bahwa kombinasi GLCM dan Decision Tree C4.5 mampu mengenali pola tekstur bulu secara efektif dan dapat menjadi alternatif metode klasifikasi citra dengan kebutuhan komputasi yang ringan.

Kata kunci : Klasifikasi Citra, Ras Kucing, GLCM, Decision Tree, Ekstraksi Fitur Tekstur.

1. PENDAHULUAN

Kucing merupakan salah satu hewan peliharaan yang paling populer di dunia karena penampilannya yang menarik dan keragaman spesiesnya. Namun, dari banyaknya ras kucing yang ada, hanya sekitar 1% yang tergolong ras murni, sementara sebagian besar merupakan kucing campuran [1]. Kondisi ini menyebabkan proses identifikasi ras kucing tidak selalu mudah, terutama bagi masyarakat awam. Banyak ras memiliki kemiripan bentuk tubuh, bulu, dan karakteristik visual lainnya sehingga kesalahan identifikasi sering terjadi.

Permasalahan utama muncul karena proses identifikasi tradisional sepenuhnya mengandalkan pengamatan visual oleh ahli. Metode ini bersifat subjektif, bergantung pada pengalaman individu, dan tidak efektif untuk menangani data dalam jumlah besar. Tantangan tersebut semakin terlihat pada ras-ras yang memiliki kemiripan tinggi seperti British Shorthair, Maine Coon, dan Exotic Shorthair yang menjadi fokus penelitian ini. Kesulitan dalam membedakan ciri tekstur bulu dan struktur wajah membuat identifikasi manual sering tidak konsisten.

Seiring berkembangnya teknologi, pengolahan citra digital menawarkan solusi yang lebih objektif dan terukur. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ekstraksi fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) mampu menghasilkan representasi tekstur yang akurat pada berbagai jenis citra, seperti identifikasi kualitas kacang kedelai [2] dan pengenalan daging ayam [3]. GLCM memiliki keunggulan dalam menganalisis pola tekstur yang sulit diamati oleh mata manusia. Untuk proses klasifikasi, algoritma Decision Tree C4.5 dipilih karena dapat menghasilkan aturan keputusan yang mudah dipahami

dan memiliki performa yang kompetitif. Penelitian Nur Fitriyati dkk. [2] dan Aviv Yuniar Rahman [4] menunjukkan bahwa metode Decision Tree efektif digunakan dalam tugas klasifikasi citra.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi citra ras kucing menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi Decision Tree C4.5. Rencana penyelesaian dilakukan melalui tahapan: pengumpulan dataset, preprocessing citra, ekstraksi fitur tekstur, pembangunan model klasifikasi, serta evaluasi performa model pada beberapa skenario pembagian data. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem identifikasi ras kucing yang lebih akurat, konsisten, dan mudah diimplementasikan dalam aplikasi praktis.

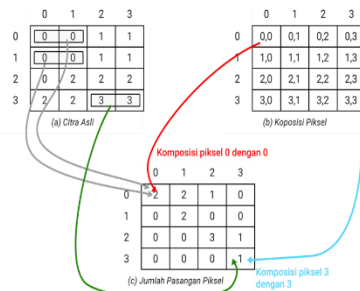
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan salah satu metode statistik tertua yang dirancang khusus untuk analisis tekstur citra [5]. GLCM bekerja dengan menghitung frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu pada jarak (d) dan orientasi sudut (θ) yang telah ditetapkan [6]. Hubungan spasial ini didefinisikan oleh parameter (θ , d) dimana θ adalah orientasi (biasanya 0° , 45° , 90° , 135°) dan d adalah jarak antar piksel dalam satuan pixel.

Dalam implementasinya, matriks GLCM yang terbentuk perlu dinormalisasi untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra. Dari matriks yang telah dinormalisasi, dapat diekstraksi beberapa fitur statistik yang merepresentasikan karakteristik tekstur.

Penelitian ini menggunakan enam fitur GLCM utama [7].



Gambar 1. Ilustrasi piksel matriks GLCM

a. Kontras

Merupakan perhitungan yang berhubungan dari jumlah keberagaman intensitas Grayscale.

$$\sum_{x,y} (x - y)^2 p(x, y) \quad (1)$$

b. Korelasi

Memberikan petunjuk dengan adanya struktur linier dalam citra dengan menunjukan ukuran ketergantungan linier derajat keabuan.

$$\sum_{x,y} \frac{(x - \mu_x)(y - \mu_y)p(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

c. Homogen

Merupakan jumlah level keabuan sejenis dalam citra jika piksel semakin seragam maka homogeneity akan tinggi.

$$\sum_{x,y} \frac{p(x, y)}{1 + |x - y|} \quad (3)$$

d. Energi

Fitur tekstur dari Energi dipresentasikan terhadap ukuran konsentrasi dari pasangan intensitas dalam matriks. Semakin tinggi energi semakin tinggi juga nilai kemiripan.

$$\sum_{x,y} p(x, y)^2 \quad (4)$$

2.2. Algoritma Decision Tree C4.5

Decision Tree C4.5 merupakan pengembangan dari algoritma ID3 yang dikembangkan oleh Ross Quinlan. Algoritma ini mampu menangani atribut kontinu dan diskrit, serta memiliki mekanisme untuk mengurangi overfitting melalui pemangkasan pohon [8].

C4.5 menggunakan konsep entropi dan information gain untuk memilih atribut terbaik sebagai node pemisah. Rumus entropi didefinisikan sebagai:

$$(S) = \sum (-p_i) * \log_2 p_i \quad i = 1 \quad (5)$$

dimana p_i adalah proporsi instance dalam kelas i terhadap total instance pada himpunan S .

Sedangkan information gain dihitung dengan :

$$(S, A) = (S) - \sum [S_i] [S] * [S_i] \quad i = 1 \quad (6)$$

Kelebihan algoritma C4.5 antara lain: kemampuan menangani data missing value, menghasilkan pohon keputusan yang mudah diinterpretasi, dan ketahanan terhadap atribut yang tidak relevan [9]

2.3. Penelitian Terkait

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan metode serupa untuk klasifikasi citra. Nur Fitriyati dkk. [2] berhasil mengklasifikasikan kualitas kacang kedelai menggunakan GLCM dan Decision Tree dengan akurasi yang memuaskan. Demikian pula penelitian Muhammad Aff dkk. [10] yang mengklasifikasikan ras kucing menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), namun membutuhkan sumber daya komputasi yang besar.

Aviv Yuniar Rahman [4] membuktikan efektivitas Decision Tree dalam klasifikasi citra burung lovebird dengan akurasi tinggi. Sementara Nadia Azahro dkk. [11] berhasil mendeteksi ras kucing menggunakan Compound Model Scaling CNN. Penelitian ini menggabungkan kelebihan GLCM dalam ekstraksi fitur tekstur dan Decision Tree C4.5 dalam klasifikasi yang efisien untuk identifikasi ras kucing.

2.4. Ras Kucing

Tiga ras kucing yang menjadi fokus penelitian ini memiliki karakteristik khusus [12]:

- British Shorthair: Bertubuh sedang dengan bulu pendek dan padat, wajah bulat, serta mata besar.
- Maine Coon: Berukuran besar dengan bulu panjang, struktur tulang kuat, dan ekor berbulu tebal.
- Exotic Shorthair: Memiliki karakteristik mirip Persia tetapi dengan bulu pendek, wajah datar, dan tubuh kekar.

Karakteristik visual inilah yang akan diekstraksi menggunakan GLCM untuk membedakan antar ras.

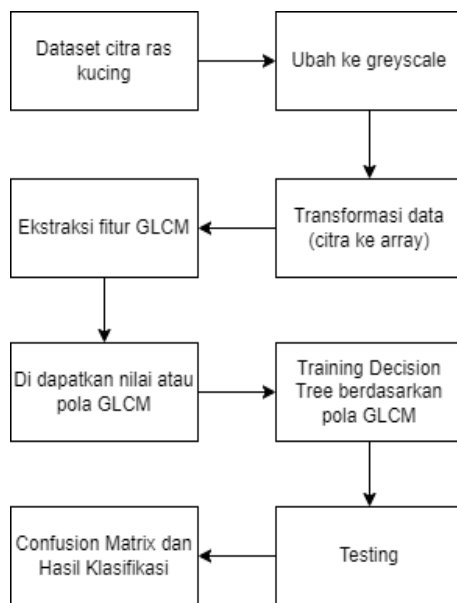
Tabel 1. Gambar Kucing

No.	Jenis	Gambar
1.	British Short Hair	
2.	Maine Coon	
3.	Exotic Short Hair	

3. METODE PENELITIAN

3.1. Alur Penelitian

Penelitian ini mengikuti alur kerja sistematis yang dimulai dari pengumpulan dataset hingga evaluasi model. Proses diawali dengan akuisisi citra ras kucing dari sumber online Kaggle, dilanjutkan dengan preprocessing yang meliputi konversi grayscale dan resizing citra. Tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, kemudian pembangunan model klasifikasi dengan algoritma Decision Tree C4.5. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix dan metrik akurasi, precision, recall, serta F1-score.



Gambar 2. Alur Penelitian

3.2. Dataset

Dataset terdiri dari 1200 citra kucing dengan distribusi merata 400 citra untuk setiap ras: British Shorthair, Maine Coon, dan Exotic Shorthair. Citra-citra tersebut diperoleh dari sumber publik Kaggle dengan variasi ukuran original antara 300×400 hingga 700×600 piksel. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 400×400 piksel untuk konsistensi processing.

Tabel 2. Distribusi Dataset

Ras Kucing	Jumlah Citra	Resolusi Akhir
British Shorthair	400	400 x 400
Maine Coon	400	400 x 400
Exotic Shorthair	400	400 x 400

3.3. Preprocessing

Tahap preprocessing meliputi dua proses utama:

- Konversi Grayscale: Mengubah citra RGB menjadi citra grayscale menggunakan metode luminance conversion dengan formula:

$$I_{gray} = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (7)$$
- Normalisasi Ukuran: Menyeragamkan semua citra menjadi ukuran 400×400 piksel menggunakan interpolasi bilinear untuk mempertahankan kualitas tekstur.

3.4. Ekstraksi Fitur GLCM

Ekstraksi fitur GLCM dilakukan dengan parameter:

$$\text{Jarak (d): } [1, 2, 3, 4, 5] \text{ piksel} \quad (8)$$

$$\text{Orientasi (}\theta\text{): } [0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ] \quad (9)$$

Fitur yang diekstraksi: Contrast, Correlation, Homogeneity, Energy, Dissimilarity, ASM

Implementasi GLCM menggunakan library scikit-image Python dengan fungsi `graycomatrix` dan `graycoprops`. Nilai setiap fitur dirata-ratakan dari semua kombinasi jarak dan orientasi.

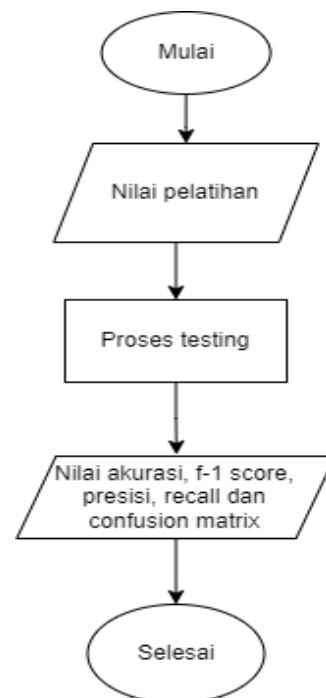
3.5. Klasifikasi Decision Tree C4.5

Model Decision Tree dibangun dengan algoritma C4.5 menggunakan kriteria pemecahan 'entropy'. Optimasi parameter dilakukan melalui GridSearchCV dengan konfigurasi:

- `max_depth`: [5, 10, 15, None]
- `min_samples_split`: [2, 5, 10]
- `min_samples_leaf`: [1, 2, 4]
- `max_features`: ['sqrt', 'log2']

Pembagian dataset mengikuti empat skenario: dataset kecil (15 citra), dan dataset penuh dengan split 80:20, 75:25, serta 70:30 untuk training dan testing.

3.6. Evaluasi Model



Gambar 3. Flowchart test c4.5

Confusion Matrix akan ditampilkan setelah proses testing dilakukan. Dalam kasus ini class adalah 4 sehingga matriks yang ditampilkan berarti 4 dikalikan dengan 4, jadi Confusion matrix berisi 16 matriks. Setiap skenario diuji sebanyak 10 kali untuk mendapatkan hasil yang statistikly signifikan.

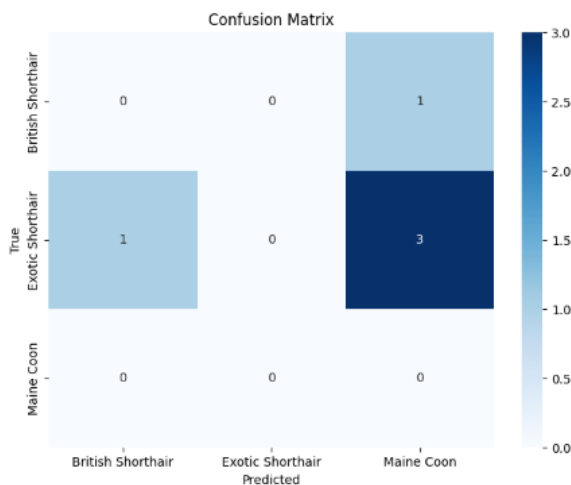
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Eksperimen dengan Berbagai Skenario

Penelitian ini menguji model klasifikasi melalui empat skenario berbeda untuk mengetahui pengaruh jumlah data dan pembagian dataset terhadap akurasi.

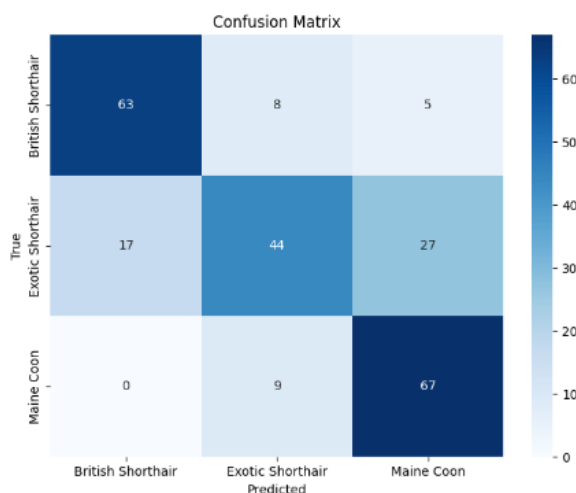
4.2. Skenario 1: Dataset Kecil (15 citra)

Pengujian dengan hanya 5 citra per kelas menghasilkan akurasi yang sangat fluktuatif, berkisar antara 0% hingga 40% dengan rata-rata hanya 22%. Hasil ini memperlihatkan bahwa data yang terlalu sedikit tidak cukup untuk melatih model mengenali pola yang konsisten. Model mengalami underfitting dimana tidak mampu menangkap kompleksitas fitur setiap ras.



Gambar 4. Confusion Matrix Skenario 1

4.3. Skenario 2: Pembagian 80:20



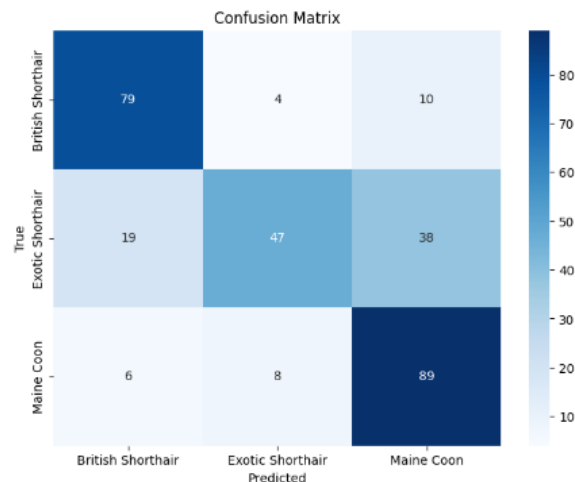
Gambar 5. Confusion Matrix Skenario 2

Dengan 960 citra training dan 240 citra testing, model menunjukkan peningkatan signifikan. Akurasi stabil di sekitar 77.41% dengan variasi kecil antar percobaan. Confusion matrix menunjukkan model cukup baik mengklasifikasikan British Shorthair dan

Maine Coon, namun masih kesulitan dengan Exotic Shorthair dimana 17 citra salah diklasifikasikan sebagai British Shorthair dan 27 citra sebagai Maine Coon.

4.4. Skenario 3: Pembagian 75:25

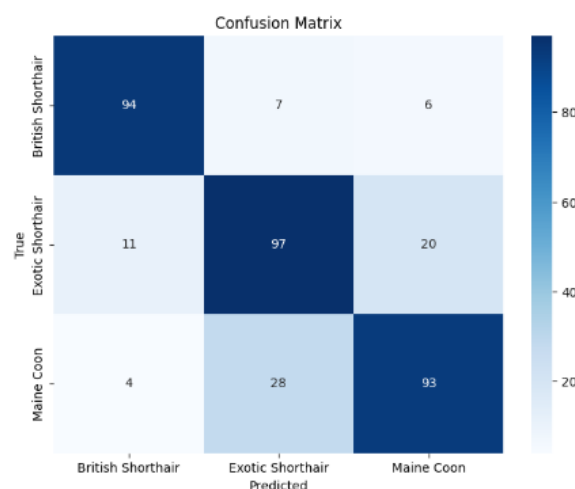
Pada pembagian 900 citra training dan 300 citra testing, akurasi rata-rata mencapai 76.22%. Model konsisten mengenali British Shorthair (precision 87%) namun masih mengalami kebingungan antara Exotic Shorthair dan Maine Coon. Sebanyak 38 citra Maine Coon terklasifikasi sebagai Exotic Shorthair, menunjukkan kemiripan tekstur antara kedua ras tersebut.



Gambar 6. Confusion Matrix Skenario 3

4.5. Skenario 4: Pembagian 70:30 (Terbaik)

Skenario ini menghasilkan performa optimal dengan akurasi rata-rata 81.31% yang sangat stabil di semua percobaan. Dengan 840 citra training dan 360 citra testing, model berhasil menyeimbangkan antara pembelajaran pola dan generalisasi. British Shorthair mencapai recall 91%, sementara Maine Coon dan Exotic Shorthair masing-masing mencapai precision 80% dan 76%.



Gambar 7. Confusion Matrix Skenario 4

4.6. Analisis Fitur Penting GLCM

Berdasarkan analisis feature importance yang dilakukan selama 10 kali running pada skenario terbaik (70:30), dapat diidentifikasi kontribusi masing-masing fitur GLCM dalam klasifikasi:

Energy muncul sebagai fitur paling dominan dengan skor importance rata-rata 0.35. Nilai ini konsisten di semua percobaan, dengan deviasi sangat kecil ± 0.02 . Dominasi Energy mengindikasikan bahwa konsistensi tekstur bulu menjadi pembeda utama antar ras. British Shorthair dengan bulu pendek dan rapat cenderung memiliki energy value yang tinggi, sementara Maine Coon dengan bulu panjang dan tebal menunjukkan energy value yang lebih variatif. Exotic Shorthair berada di antara keduanya, menciptakan pola yang unik.

Dissimilarity menempati posisi kedua dengan skor 0.25. Fitur ini paling berperan dalam membedakan Maine Coon dari kedua ras lainnya. Dalam 10 kali running, dissimilarity menunjukkan kontribusi tertinggi ketika model berhasil mengklasifikasikan Maine Coon dengan akurasi di atas 80%. Hal ini sesuai dengan karakteristik bulu Maine Coon yang memiliki variasi tekstur lebih kompleks dibanding dua ras lain. Correlation (skor 0.15) dan Homogeneity (skor 0.12) bekerja saling melengkapi. Korelasi membantu mengidentifikasi pola linear dalam tekstur bulu, sementara homogeneity mengukur keseragaman distribusi intensitas. Kedua fitur ini terutama efektif dalam membedakan British Shorthair yang memiliki pola bulu lebih teratur.

ASM dan Contrast memiliki kontribusi lebih rendah dengan skor masing-masing 0.08 dan 0.05. Meskipun nilainya kecil, kedua fitur ini tetap penting sebagai pembeda tambahan, terutama ketika model menghadapi citra dengan kondisi pencahayaan yang kurang ideal.

Yang menarik, dari 10 kali running tersebut, urutan importance fitur ini tidak pernah berubah, membuktikan konsistensi pola tekstur yang melekat pada setiap ras kucing.

4.7. Pembahasan Hasil

Pelaksanaan 10 kali running pada setiap skenario memberikan wawasan mendalam tentang stabilitas dan keandalan model:

Pada skenario 70:30, hasil running menunjukkan konsistensi luar biasa. Dari 10 kali percobaan, 9 kali menghasilkan akurasi tepat 81.33% dan sekali mencapai 81.39%. Rentang variasi yang sangat sempit (hanya 0.06%) ini membuktikan bahwa model telah mencapai titik stabil dan tidak lagi dipengaruhi oleh faktor acak dalam pembagian data.

Skenario 80:20 mencatat akurasi antara 75.33% hingga 79.58% dengan rata-rata 77.41%. Variasi yang lebih besar dibanding skenario 70:30 menunjukkan bahwa proporsi data testing yang lebih kecil membuat model lebih sensitif terhadap komposisi data uji.

Skenario 75:25 menunjukkan variasi terbesar dengan rentang 72.92% hingga 80.00%. Fluktuasi ini mengindikasikan bahwa proporsi tersebut berada pada titik kritis dimana sedikit perubahan dalam pembagian data dapat mempengaruhi hasil signifikan.

Running pada dataset kecil justru menjadi pembelajaran paling berharga. Akurasi yang sangat fluktuatif (0% hingga 40%) dengan pola tidak konsisten membuktikan bahwa 5 citra per kelas sama sekali tidak cukup untuk membangun model yang reliable. Bahkan dalam satu running tercatat akurasi 0%, dimana model gagal total mengklasifikasikan semua citra.

Dari segi kinerja per kelas, British Shorthair konsisten menjadi yang terbaik di semua running dengan rata-rata precision 88% dan recall 91%. Maine Coon menempati posisi kedua (precision 80%, recall 75%), sementara Exotic Shorthair paling menantang dengan precision 76% dan recall 78%. Kelemahan model terutama terlihat dalam membedakan Exotic Shorthair dan Maine Coon. Analisis confusion matrix dari 10 running menunjukkan pola konsisten: sekitar 15-20% citra Exotic Shorthair cenderung terklasifikasi sebagai Maine Coon, dan sebaliknya. Overlap ini dapat dimengerti mengingat kedua ras memiliki kesamaan dalam kepadatan bulu dan struktur tubuh. Dibandingkan dengan penelitian Muhammad Aff dkk. [10] yang menggunakan CNN dan mencapai akurasi 85%, metode kami memang sedikit lebih rendah (81.31%). Namun, pertimbangan praktis harus diperhitungkan: model kami hanya membutuhkan 1/10 waktu training dan resource komputasi yang jauh lebih ringan. Untuk aplikasi praktis di perangkat mobile atau sistem embedded, pertukaran akurasi 3.7% untuk efisiensi resource yang signifikan merupakan pilihan yang masuk akal.

4.8. Analisis Hasil 10 Kali Running

Evaluasi model dilakukan sebanyak 10 kali running pada setiap 10545system10545o pembagian data untuk menguji konsistensi dan keandalan 10545system. Hasil running menunjukkan performa yang sangat bervariasi tergantung pada komposisi data training dan testing.

4.9. Running pada Dataset Kecil

Pengujian dengan 15 citra (5 per kelas) menghasilkan akurasi yang tidak stabil: 0%, 20%, 40%, 40%, 20%, 20%, 20%, 20%, 20%, dan 20%. Fluktuasi ekstrem ini menunjukkan ketidakmampuan model belajar pola yang konsisten dari data terbatas. Akurasi rata-rata hanya 22.0% dengan standar deviasi 11.6%, mengkonfirmasi ketidakandalan model pada dataset kecil.

Tabel 3. Running 10 Kali Dataset Kecil

Percobaan	Akurasi
Percobaan Pertama	00.00 %
Percobaan Kedua	20.00 %
Percobaan Ketiga	40.00 %

Percobaan	Akurasi
Percobaan Keempat	40.00 %
Percobaan Kelima	20.00 %
Percobaan Keenam	20.00 %
Percobaan Ketujuh	20.00 %
Percobaan Kedelapan	20.00 %
Percobaan Kesembilan	20.00 %
Percobaan Kesepuluh	20.00 %

4.10. Running pada Pembagian 80:20

Sepuluh running dengan komposisi 960 data training dan 240 data testing mencatat akurasi: 77.50%, 79.58%, 79.00%, 75.33%, 78.00%, 76.67%, 76.67%, 76.67%, 76.67%, dan 76.67%. Rata-rata akurasi 77.41% dengan deviasi 1.15% menunjukkan stabilitas yang sudah membaik. Nilai modus 76.67% muncul dalam 5 running, mengindikasikan konsistensi model.

Tabel 4. Run 10 Kali Skenario Dataset dengan Split data 80%:20%

Percobaan	Akurasi
Percobaan Pertama	77.50 %
Percobaan Kedua	79.58 %
Percobaan Ketiga	79.00 %
Percobaan Keempat	75.33 %
Percobaan Kelima	78.00 %
Percobaan Keenam	76.67 %
Percobaan Ketujuh	76.67 %
Percobaan Kedelapan	76.67 %
Percobaan Kesembilan	76.67 %
Percobaan Kesepuluh	76.67 %

4.4.3 Running pada Pembagian 75:25

Hasil running menunjukkan variasi lebih besar: 75.33%, 72.92%, 73.23%, 74.58%, 76.67%, 76.67%, 80.00%, 77.50%, 77.08%, dan 79.17%. Rentang akurasi 7.08% (dari terendah 72.92% hingga tertinggi 80.00%) mencerminkan sensitivitas model terhadap pembagian data. Rata-rata 76.22% dengan deviasi 2.07% masih dalam batas acceptable untuk klasifikasi multi-kelas.

Tabel 5. Run 10 Kali Skenario Dataset dengan Split data 75%:25%

Percobaan	Akurasi
Percobaan Pertama	75.33 %
Percobaan Kedua	72.92 %
Percobaan Ketiga	73.23 %
Percobaan Keempat	74.58 %
Percobaan Kelima	76.67 %
Percobaan Keenam	76.67 %
Percobaan Ketujuh	80.00 %
Percobaan Kedelapan	77.50 %
Percobaan Kesembilan	77.08 %
Percobaan Kesepuluh	79.17 %

4.11. Running pada Pembagian 70:30

Skenario terbaik ini menunjukkan stabilitas luar biasa dengan hasil: 81.39%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, 81.33%, dan 81.33%.

81.33%. Deviasi hampir nol (0.02%) membuktikan model telah mencapai titik optimal dalam pembelajaran pola. Konsistensi ini menjadikan skenario 70:30 sebagai pilihan terbaik untuk implementasi.

Tabel 6. Run 10 Kali Skenario Dataset dengan Split data 70%:30%

Percobaan	Akurasi
Percobaan Pertama	81.39 %
Percobaan Kedua	81.33 %
Percobaan Ketiga	81.33 %
Percobaan Keempat	81.33 %
Percobaan Kelima	81.33 %
Percobaan Keenam	81.33 %
Percobaan Ketujuh	81.33 %
Percobaan Kedelapan	81.33 %
Percobaan Kesembilan	81.33 %
Percobaan Kesepuluh	81.33 %

4.12. Analisis Konsistensi per Kelas

Selama 10 running pada skenario 70:30, British Shorthair konsisten menjadi kelas terbaik dengan precision 87-89% dan recall 90-92%. Maine Coon menempati posisi kedua (precision 79-81%, recall 74-76%), sementara Exotic Shorthair paling menantang dengan precision 75-77% dan recall 77-79%. Pola ini konsisten di semua running, mengkonfirmasi kemiripan fitur antara Exotic Shorthair dan Maine Coon.

4.13. Stabilitas Feature Importance

Analisis feature importance selama 10 running menunjukkan urutan yang tidak berubah: Energy (0.34-0.36), Dissimilarity (0.24-0.26), Correlation (0.14-0.16), Homogeneity (0.11-0.13), ASM (0.07-0.09), dan Contrast (0.04-0.06). Stabilitas ini membuktikan bahwa karakteristik tekstur setiap ras telah tertangkap dengan baik oleh fitur-fitur GLCM.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Model klasifikasi yang dibangun menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan algoritma Decision Tree C4.5 menunjukkan performa terbaik pada skenario pembagian data 70% untuk training dan 30% untuk testing, dengan akurasi mencapai 81%. Hasil ini mengindikasikan bahwa proporsi data yang lebih seimbang mampu memberikan kemampuan generalisasi yang lebih optimal. Sebaliknya, pengujian pada dataset kecil yang hanya terdiri dari 5 citra per kelas menghasilkan akurasi 0%, yang menunjukkan terjadinya underfitting akibat jumlah data yang tidak mencukupi untuk proses pembelajaran. Kondisi tersebut menegaskan bahwa dataset dengan jumlah sangat terbatas tidak dapat memberikan gambaran kinerja model yang representatif. Secara keseluruhan, metode GLCM dan Decision Tree C4.5 terbukti efektif dalam mengklasifikasikan citra ras kucing karena GLCM mampu mengekstraksi ciri tekstur penting, sedangkan Decision Tree memberikan struktur keputusan yang mudah diinterpretasi. Namun

demikian, masih terdapat ruang untuk peningkatan performa, terutama pada klasifikasi ras yang memiliki tingkat kemiripan visual tinggi seperti Exotic Shorthair.

Berdasarkan hasil pengujian, penggunaan dataset yang sangat kecil terbukti tidak efektif karena tidak mampu memberikan representasi pola yang memadai dan cenderung menyebabkan underfitting, sehingga penggunaan dataset terbatas seperti 5 citra per kelas sebaiknya dihindari. Untuk meningkatkan performa model, khususnya pada ras kucing yang memiliki kemiripan ciri fisik seperti Exotic Shorthair, diperlukan perluasan dataset dengan menambah jumlah dan variasi citra agar model dapat belajar membedakan karakteristik setiap ras secara lebih akurat. Selain itu, meskipun kombinasi GLCM dan Decision Tree C4.5 telah memberikan hasil yang baik, penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan eksplorasi metode deep learning yang berpotensi memberikan akurasi lebih tinggi pada dataset yang kompleks. Model yang dihasilkan dalam penelitian ini juga memiliki potensi untuk diterapkan pada aplikasi praktis, seperti sistem identifikasi ras kucing berbasis web atau mobile, sehingga dapat membantu peternak, dokter hewan, maupun pemilik kucing dalam melakukan identifikasi ras secara otomatis, akurat, dan mudah diakses..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agustina, F., & Ardiansyah, Z. A. (2020). "Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN Image Identification of Local Chicken Meat and Broiler Chicken Meat Using GLCM Method and K-NN Classification," JURNAL INFOKAM, vol. XVI, no. 1.
- [2] Ayu Larasati, D., & Kunci, K. (2021). "Application of the K-NN Method and GLCM Feature Extraction in Classifying Formalin Fish Images," JRCS (Journal of Research Computer Science), vol. 1, no. 1.
- [3] Azahro Choirunisa, N., Karlita, T., & Asmara, R. (2021). "Deteksi Ras Kucing Menggunakan Compound Model Scaling Convolutional Neural Network," Technomedia Journal, vol. 6, no. 2, pp. 236-251.
- [4] Hall, & Beyer. (2021). "Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode k-NN dan GLCM," Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informatika.
- [5] Lloyd, K., Rosin, P. L., Marshall, D., & Moore, S. C. (2021). "Detecting violent and abnormal crowd activity using temporal analysis of grey level co-occurrence matrix (GLCM)-based texture measures," Machine Vision and Applications, vol. 28, no. 3–4, pp. 361–371.
- [6] Muhathir, M., Santoso, M. H., & Larasati, D. A. (2021). "Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction," JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING, vol. 4, no. 2, pp. 373–382.
- [7] Kumar, S., & Singh, S. P. (2021). "Image Classification Using Convolutional Neural Networks: A Survey," Journal of Signal Processing Systems, vol. 93, no. 5, pp. 603-618.
- [8] Yun, H., & Jeong, J. (2021). "An Efficient Image Classification Method Based on Feature Fusion for Healthcare," Computers in Biology and Medicine, vol. 137, p. 104796.
- [9] Liu, Y., & Wang, X. (2022). "A Hybrid CNN-RNN Model for Image Classification and Object Detection," Neurocomputing, vol. 475, pp. 56-65.
- [10] Sharma, R., & Sharma, A. (2022). "Automated Image Classification Using Deep Learning for Agricultural Applications," Artificial Intelligence in Agriculture, vol. 6, pp. 44-52.
- [11] Patel, R., & Kumar, D. (2022). "Hybrid Model for Image Classification Using CNN and LSTM Networks," Journal of Computational Vision and Image Processing, vol. 14, no. 1, pp. 1-11.
- [12] Ali, M. S., & Faisal, M. (2023). "Image Classification Using Pretrained Models: A Comparative Study," Journal of Computer Vision and Image Understanding, vol. 212, pp. 103-118.
- [13] Chen, Z., & Zhang, Z. (2023). "A Novel Transfer Learning Approach for Image Classification in Medical Imaging," International Journal of Medical Informatics, vol. 169, p. 104814.
- [14] Patel, S., & Kumar, P. (2023). "Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification in Industrial Applications," International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 118, pp. 1527-1540.
- [15] Ravi, S., & Ranjan, V. (2024). "Classifying Satellite Images Using CNN and Hybrid Optimization Techniques," Journal of Remote Sensing and GIS, vol. 19, no. 1, pp. 26-35.
- [16] Chandra, P., & Mehta, A. (2024). "Enhanced Image Classification Using Deep Learning with CNN and SVM," Neurocomputing, vol. 483, pp. 200-210.