

## Pengenalan Ras Kucing Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG)

Atika Ayunda Murwanti<sup>1</sup>, Kurniawan Nur Ramadhani<sup>2</sup>, Prasti Eko Yunanto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

<sup>1</sup>atikayunda@students.telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup> kurniawannr@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup> prastieko@telkomuniversity.ac.id

---

### Abstrak

Kucing merupakan hewan dengan macam ras yang cukup banyak. Dari banyak ras kucing, beberapa memiliki kemiripan ciri visual yang cukup tinggi seperti ras *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Siamese*. Untuk mempermudah pengenalan kedua ras tersebut, akan dilakukan pengenalan menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG) berdasarkan 599 Oxford IIIT *Pet Dataset* berupa citra ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman* yang telah dioptimasi. Citra akan melewati tahap pra-proses untuk mempermudah proses ekstraksi ciri dengan P-HOG. Tahap pra-proses meliputi pencarian ROI menggunakan segmentasi *grabcut* dan proses *grayscale*. Pengujian yang dilakukan menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 69.2% menggunakan metode P-HOG + SVM dengan *kernel* linear dan parameter P-HOG level 3 bin 10.

**Kata kunci :** Pengenalan ras kucing, *histogram of oriented gradients*, P-HOG, *computer vision*

---

### Abstract

Cats are animals with quite a lot of breeds. Of the many cat breeds, some have quite high visual similarities such as the *Siamese*, *Ragdoll*, and *Siamese* breeds. To facilitate the introduction of the two races, a recognition introduction will be made using the *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG) feature extraction method based on optimized 599 Oxford IIIT *Pet Datasets* in the form of images of *Siamese*, *Ragdoll*, and *Siamese* cats. The image will go through the preprocessing stage to simplify the feature extraction process with P-HOG. The preprocessing stage includes ROI search using *grabcut* segmentation, and *grayscale* process. Tests carried out resulted in the best accuracy of 69.2% using the P-HOG + SVM method with linear *kernel* and P-HOG parameters on level 3 bin 10.

**Keywords:** cat breeds recognition, *histogram of oriented gradients*, P-HOG, *computer vision*

---

## 1. Pendahuluan

### Latar Belakang

Kucing merupakan mamalia karnivora kecil dimana mereka satu-satunya spesies jinak dalam keluarga *Felidae*. Menurut Wozencraft pada tahun 2005 tercatat 60 ras kucing yang tersebar di seluruh penjuru dunia [1]. Dari banyak ras tersebut, beberapa memiliki ciri yang serupa. Contoh untuk kasus ini dapat kita lihat dari ciri visual yang dimiliki oleh ras *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*, dimana kemiripan tersebut menyebabkan kesulitan dalam melakukan identifikasi terhadap ketiga ras tersebut [2]. Kemiripan tersebut terkadang menjadi masalah dalam memperlakukan dan merawat ketiga jenis ras tersebut. Perbedaan perawatan juga diperlukan untuk jenis ras *Siamese*. Hal tersebut harus diperhatikan mengingat terdapat beberapa kasus pada ras *Siamese* memiliki insiden penyakit tumor sel yang lebih tinggi [3]. Kemiripan yang dimiliki kedua ras tersebut dapat dilihat pada **Gambar 1** berikut.



**Gambar 1. Citra kucing ras *Siamese* (a), *Ragdoll* (b) dan *Birman* (c)**

Penelitian terhadap pengenalan ras kucing telah dilakukan oleh Zhang dkk. [4] menggunakan *deep learning*. Penelitian tersebut mencakup pengenalan 14 ras kucing yang bersumber dari *Oxford Pet Dataset* dan gambar *Google* dengan tingkat akurasi sistem sebesar 72.06% dan 81.74% untuk *dataset* yang telah dioptimasi. Pada penelitian tersebut, akurasi sistem untuk mengenali ras *Birman* berada pada akurasi 76%, 67.78% untuk ras *Ragdoll* dan 83% untuk ras *Siamese*.

Penelitian tentang pengenalan citra sudah banyak dilakukan dalam dunia penelitian, salah satu contohnya adalah penelitian tentang pengembangan pengenalan objek yang dilakukan Anna dkk [5]. Dimana pada penelitiannya dilakukan pendekatan dan pengklasifikasian dari berbagai objek dan kategori. Metode yang digunakan pada penelitian tersebut meningkat 10% dengan penggunaan P-HOG dibandingkan dengan penggunaan HOG. Peningkatan tersebut terjadi karena deskriptor P-HOG dapat mengkarakterisasi bentuk lokal pada skala spasial yang berbeda untuk mengkarakterisasi gambar secara lebih rinci [6].

Berdasarkan hal tersebut, menarik untuk membuat sistem dengan metode dan pemodelan yang berbeda untuk meningkatkan akurasi pengenalan pada ras dengan visual serupa seperti ras *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*. Pengenalan yang lebih akurat tentunya dapat membantu masyarakat awam untuk mengenali ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*, sehingga dapat merawat kedua ras tersebut dengan perawatan yang benar.

### Topik dan Batasannya

Pada penelitian ini masalah yang diangkat adalah bagaimana cara membangun sistem yang dapat mengenali ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman* berdasarkan citra ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman* menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG). Selanjutnya, bagaimana cara mengukur performansi dari sistem yang telah dibuat. Adapun batasan masalah dari topik penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Ras kucing yang akan diteliti adalah *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*.
2. Dataset yang digunakan berasal dari Oxford-IIIT Pet Dataset.
3. Citra yang digunakan sebagai input dari sistem adalah 199 citra ras kucing *Siamese*, 200 citra ras kucing *Ragdoll*, dan 200 citra ras kucing *Birman* dengan total 599 citra.
4. Citra kucing yang diolah merupakan citra bagian wajah sampai tubuh yang menghadap kedepan, telinga kucing yang terlihat jelas, dan *background* citra dengan *less noise*.
5. Resolusi citra yang akan digunakan adalah 258 x 258 piksel.

### Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah Membangun sistem yang dapat mengenali ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman* berdasarkan citra ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman* menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG). Selanjutnya mengukur performansi dari sistem yang telah dibuat.

### Organisasi Tulisan

Bab 1 (Pendahuluan) akan membahas mengenai latar belakang diambilnya masalah ini untuk dibuatnya sistem, topik dan batasannya, tujuan, dan organisasi tulisan. Pada bab 2 (Studi Terkait) membahas mengenai studi

literature. Bab 3 (Sistem yang Dibangun) membahas tentang skema sistem yang dibangun yang berisi alur sistem, skema umum sistem mulai dari tahapan pra-proses, tahapan proses, proses klasifikasi, skenario pengujian, dan pemilihan model. Selanjutnya pada bab 4 (Evaluasi) dibahas evaluasi, dimana dalam bab ini sistem akan diuji dan dianalisa hasilnya. Tahapan terakhir adalah bab 5 (Kesimpulan dan Saran) yaitu kesimpulan yang memaparkan hasil analisis dari pengujian yang telah dilakukan.



## 2. Studi Terkait

Pada penelitian tugas akhir yang akan dibuat, terdapat beberapa penelitian terkait yang dijadikan dasar kajian dalam pembuatannya. Berikut merupakan penjelasan singkat berupa judul, tahun, spesifikasi data, dan deskripsi dari penelitian terkait.

**Tabel 1. Studi terkait**

No	Judul	Tahun	Deskripsi
1	<i>A Mobile Application for Cat Detection and Breed Recognition Based on Deep Learning</i>	2019	Pada penelitian ini yang dilakukan adalah mendeteksi ras kucing dengan menggunakan <i>mobile application</i> , metode yang digunakan oleh penelitian ini adalah R-CNN dan SSD pada penelitian ini data yang digunakan untuk penelitian adalah citra kucing sebanyak 12.451 citra kucing yang diambil dari Flickr <i>database</i> dan gambar Google pada penelitian ini hasil akurasi yang didapatkan adalah sebesar 81,74% untuk dataset yang telah dioptimasi [4].
3	<i>Representing Shape with a Spatial Pyramid Kernel</i>	2007	Pada penelitian ini dilakukan pendekatan dan pengklasifikasian dari berbagai objek dan kategori. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah P-HOG dan pengklasifikasian menggunakan SVM, data yang digunakan adalah Caltech-101 dataset. Hasil akurasi yang didapatkan menggunakan metode ini dilaporkan bertambah 10% meningkat dibandingkan dengan penggunaan metode HOG [5].

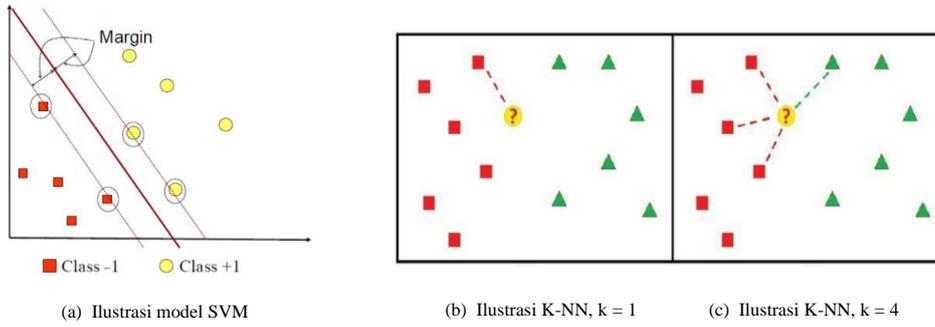
Penelitian ini akan berfokus pada hewan kucing dimana kucing (*Felis catus*) adalah mamalia sekaligus karnivora kecil yang termasuk dalam spesies jinak dalam keluarga *Felidae* dan sering disebut sebagai kucing domestik untuk membedakannya dari anggota liar keluarga *Felidae*. Menurut Wozencraft terdapat sekitar 60 ras kucing diakui oleh berbagai organisasi kucing yang berbeda [1]. Sedangkan menurut organisasi *Cat Fanciers' Association* (CFA) ada 45 jenis ras yang terdaftar dan diakui pada tahun 2019 (termasuk *Miscellaneous Class*). Dari banyak ras tersebut, beberapa memiliki ciri visual yang serupa seperti ras *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*. *Siamese* memiliki postur tubuh berotot yang ditopang oleh kaki panjang dan didukung oleh leher dan ekor yang panjang. *Siamese* memiliki mantel pendek dan halus. Kepala *Siamese* berukuran panjang digambarkan dengan profil wajah dan dagu yang lurus serta telinga yang besar [7]. *Ragdoll* adalah kucing berukuran besar berbulu panjang dengan mata yang berwarna biru. Warna tubuh *Ragdoll* lebih terang daripada ujungnya (wajah, kaki, ekor, dan telinga) [8]. Sedangkan ras *Birman* terlahir dengan warna bulu yang putih. Pada umumnya *Birman* adalah ras kucing berukuran sedang dengan mata mencolok, wajah bulat, dan hidung berbentuk romawi. *Birman* memiliki mantel yang tebal, selain itu mereka juga memiliki bulu yang lebih panjang di leher dan ekor yang berbulu [9].

Pada penelitian ini digunakan metode P-HOG, dimana P-HOG adalah deskriptor bentuk yang diterapkan pada proses ekstraksi ciri sebuah citra. Deskriptor ini terutama terinspirasi oleh dua sumber: (1) penggunaan representasi piramida, dan (2) Histogram Orientasi Gradien (HOG) [10]. Pada dasarnya P-HOG merupakan pengembangan dari HOG dari penelitian yang dilakukan oleh Bosch et al [11]. Pada penelitiannya dilakukan pengembangan pada HOG dengan cara menambahkan representasi piramida berdasarkan HOG untuk mengetahui sebuah bentuk objek. P-HOG bekerja efektif untuk mengetahui bentuk objek untuk pengenalan gambar. Metode P-HOG memiliki kelebihan sebagai berikut :

1. Menurut Zhi Rong Tan dkk. [6] metode P-HOG memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode HOG. P-HOG dapat mengenali citra secara lebih rinci dengan mengambil representasi skala yang berbeda dari sebuah gambar sedangkan HOG hanya bisa melihat bentuk umumnya saja.
2. Menurut Jin Wang [12] proses pada P-HOG memiliki fokus atau detil pada sebuah objek yang berada pada skala yang lebih dalam dikarenakan dekomposisi secara piramida.

Untuk proses klasifikasi, penelitian ini akan menggunakan metode klasifikasi SVM dan K-NN. SVM atau *Support Vector Machine* (SVM) adalah metode klasifikasi data. Ide dasar klasifikasi SVM adalah memotong atau membagi kelas menjadi dua bagian, dimana kelas pertama bernilai positif dan kelas kedua bernilai negatif. Pembagi kelas SVM biasanya dikenal sebagai *hyperplane*. Seiring berjalannya waktu, metode klasifikasi SVM juga dapat menangani kasus klasifikasi dengan jumlah kelas lebih dari dua (*multiclass SVM*) [13].

Model klasifikasi lain juga digunakan dalam penelitian ini untuk melihat model manakah yang menghasilkan hasil lebih baik, model yang digunakan berikutnya adalah K-NN. K-NN atau *K-Nearest Neighbors* adalah algoritma klasifikasi sederhana, dimana K-NN melakukan klasifikasi dengan cara membandingkan *similarity* antar data lama dan data baru [14]. Pada K-NN, K adalah jumlah tetangga terdekat, dimana jumlah tetangga adalah faktor penentu inti. K umumnya merupakan angka ganjil jika jumlah kelasnya adalah 2. Ketika K = 1, maka algoritma tersebut dikenal sebagai algoritma tetangga terdekat. Pemilihan K-NN sendiri bertujuan untuk mengetahui apakah masalah yang diangkat dapat diselesaikan dengan metode klasifikasi yang sederhana atau tidak. Adapun berikut ilustrasi dari klasifikasi SVM dan K-NN.



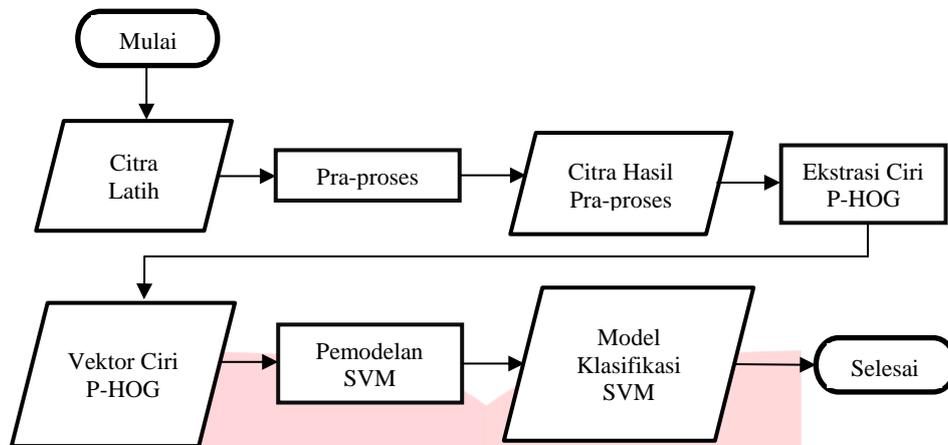
**Gambar 2. Ilustrasi klasifikasi SVM (a) [13] dan K-NN (b), (c) [14]**



### 3. Sistem yang Dibangun

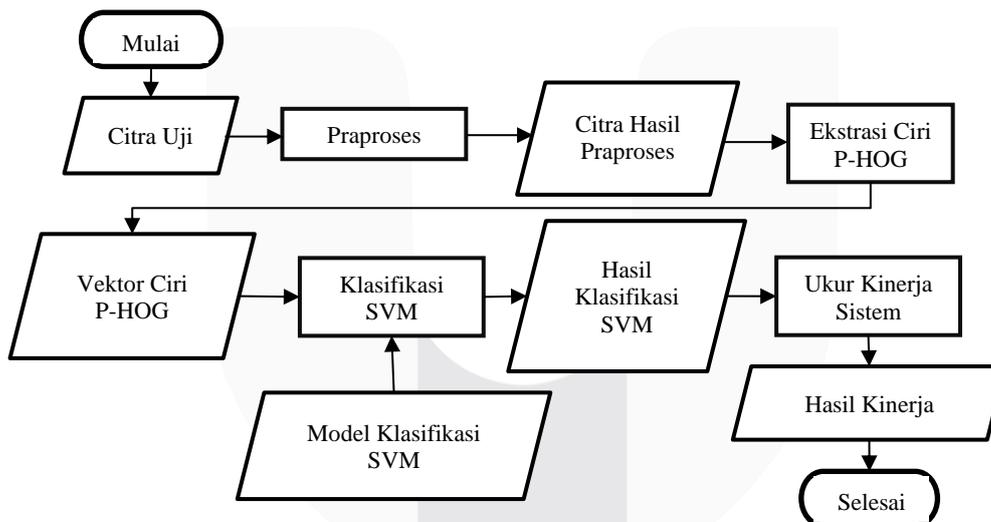
#### 3.1. Skema Umum Sistem

Pada sub bab ini akan diberikan dan dipaparkan mengenai skema umum sistem yang akan digunakan dalam penelitian. Adapun skema yang disajikan berbentuk *flowchart* yang tersaji pada **Gambar 3 dan Gambar 4**.



**Gambar 3. Skema umum proses latih**

Dalam sistem yang akan dibuat, terdapat skema umum yang berguna untuk proses latih pada **Gambar 3**. Pada skema proses umum, proses pertama yang dilakukan adalah melakukan pra-proses terhadap data citra kucing yang dipilih. Proses kedua adalah melakukan ekstrasi ciri dengan metode P-HOG terhadap citra pra-proses. Selanjutnya hasil ciri yang telah didapat akan diproses menjadi model klasifikasi menggunakan metode klasifikasi SVM.



**Gambar 4. Skema umum proses uji**

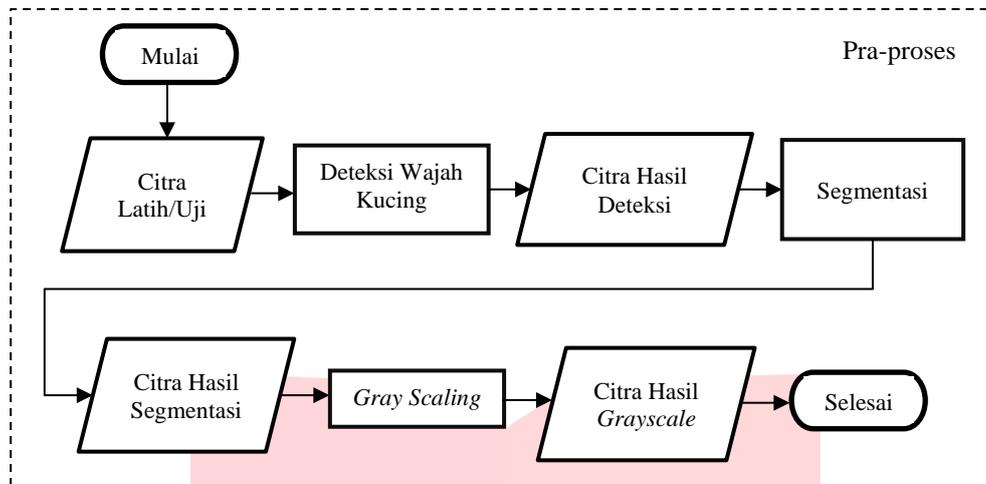
Setelah mendapatkan model klasifikasi, akan dilakukan uji terhadap data uji yang dipengaruhi model klasifikasi yang telah didapatkan pada proses latih. Adapun hasil dari sistem yang akan dibuat adalah berupa label kelas yang menyatakan apakah data uji tersebut masuk ke dalam kelompok ras *Siamese*, *Ragdoll*, atau *Birman*, yang selanjutnya akan diukur performansinya. *Flowchart* untuk proses uji dapat dilihat pada **Gambar 4**.

#### 3.2. Data Input Citra

Sebelum masuk ke dalam tahap pra-proses menggunakan sistem, akan dilakukan praproses manual berupa optimasi *dataset* dengan cara *crop* dan *resizing* pada tiap citra yang digunakan. *Crop* citra dilakukan agar citra berbentuk persegi atau bersekalanya 1:1, sedangkan *resizing* terhadap citra 1:1 dengan nilai 258 x 258 piksel dilakukan agar mempermudah proses pengaksesan indeks citra. Data yang digunakan untuk membangun sistem ini adalah 599 citra kucing yaitu 199 citra ras kucing *Siamese*, 200 *Ragdoll*, dan 200 *Birman*.

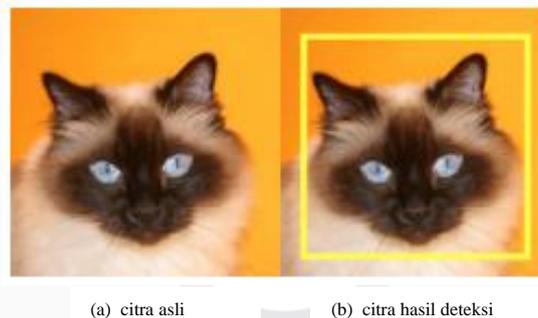
### 3.3. Pra-proses

Pada sub bab ini akan diberikan dan dipaparkan mengenai proses sistem, yaitu pra-proses. Adapun pra-proses dilakukan untuk mempermudah perhitungan pada ekstraksi ciri menggunakan P-HOG pada proses selanjutnya.



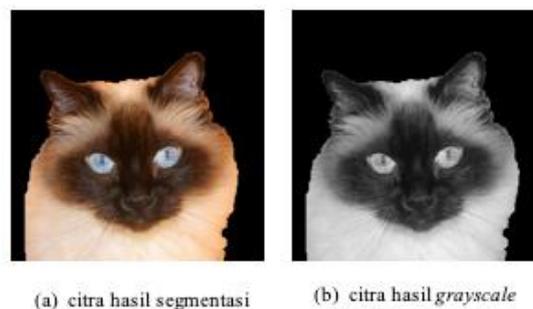
**Gambar 5. Skema pra-proses**

Pada tahap ini data akan diolah sedemikian rupa untuk mempermudah proses ekstraksi ciri. Langkahnya akan terbagi menjadi tiga sub proses yaitu deteksi wajah, segmentasi dan *gray scaling*. Untuk proses deteksi wajah kucing digunakan *library* OpenCV yaitu *CascadeClassifier* dan data haarcascade frontal cat face dari OpenCV sebagai data acuan fitur wajah kucing. Pada proses ini akan didapat wilayah berupa garis kotak yang menunjukkan keberadaan wajah kucing pada suatu citra seperti yang ditunjukkan pada **gambar 6**. Adapun fungsi dari garis kotak tersebut adalah untuk menentukan wilayah citra yang akan dilakukan segmentasi.



**Gambar 6 Wajah kucing terdeteksi**

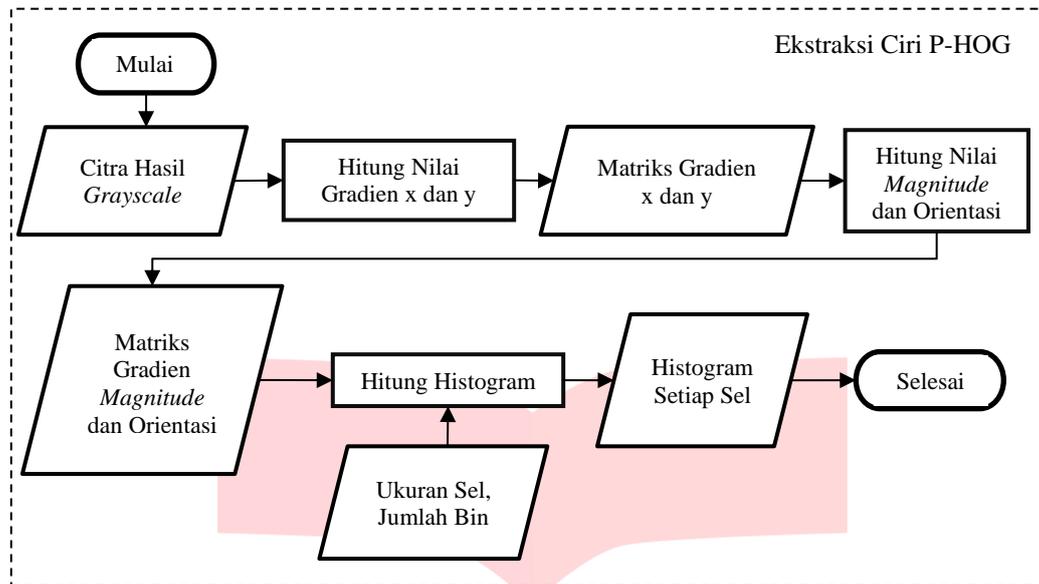
Setelah didapatkan wilayah yang ingin disegmentasi, akan dilakukan proses penghilangan background menggunakan *library grabcut*. Pada proses ini akan dihasilkan citra hasil segmentasi yang mengandung *region of interest* (ROI) dari citra kucing. Selanjutnya akan dilakukan proses *gray scaling*. Sub proses *gray scaling* akan menyederhanakan *channel* citra dari 3 *channel* (RGB) menjadi 1 *channel* saja, hingga proses ini akan mempermudah perhitungan ekstraksi ciri terhadap 1 *channel* warna saja.



**Gambar 7 Citra hasil segmentasi dan grayscale**

### 3.4. Ekstraksi Ciri P-HOG

Berikut adalah *flowchart* proses ekstraksi ciri dengan metode P-HOG yang akan diterapkan dalam pembuatan sistem ini dapat dilihat pada **Gambar 8**.



**Gambar 8** Skema ekstraksi fitur

Pada proses ekstraksi ciri P-HOG, sistem akan mengambil atau mengekstrak ciri yang nantinya akan menjadi bahan untuk pelatihan dan pelabelan kelas. Tahapnya dimulai dari menghitung matriks gradien x dan y berdasarkan citra pra-proses dengan menggunakan rumus (1) untuk menghitung gradien x dan rumus (2) untuk menghitung gradien y. Adapun pada proses ini digunakan bantuan dari *sobel filter*.

$$I_x = I \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$I_y = I \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

Keterangan:

$I$  : citra *grayscale*

$I_x$  : matriks gradien x

$I_y$  : matriks gradien y

Setelah mendapat matriks dua dimensi gradien x dan y, proses selanjutnya adalah menghitung nilai gradien *magnitude* menggunakan rumus (3) dan gradien orientasi dengan menggunakan rumus (4) sehingga menghasilkan matriks dua dimensi gradien *magnitude* dan orientasi.

$$|I| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (3)$$

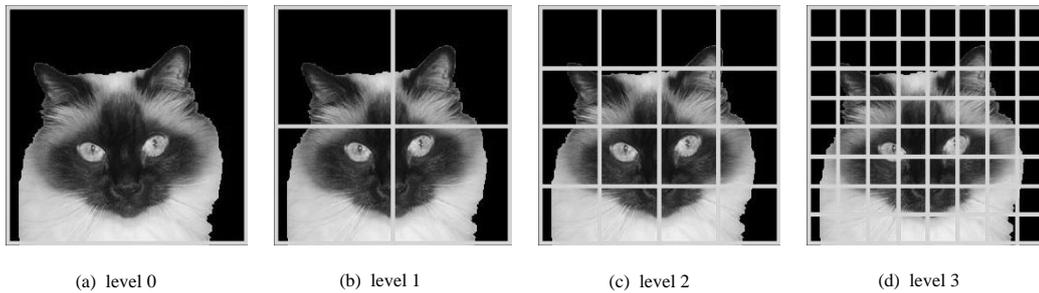
$$\theta = \arctan \frac{I_x}{I_y} \quad (4)$$

Keterangan:

$|I|$  : gradien *magnitude* citra

$\theta$  : gradien orientasi citra

Lalu selanjutnya, dari matriks gradien *magnitude* dan orientasi akan dipetakan nilai histogram untuk setiap selnya sebagai hasil dari ekstraksi ciri. Untuk penentuan wilayah, dilakukan pendeskripsian wilayah sel untuk setiap level P-HOG [11]. Berikut contoh ilustrasi representasi wilayah sel berdasarkan tingkat level *pyramid* dari suatu citra.



**Gambar 9 Wilayah sel berdasarkan level P-HOG**

Terakhir, fitur dari wilayah level yang berbeda akan di-*concat* dengan level di bawahnya. Sebagai contoh, berikut adalah kombinasi fitur dan jumlah fitur untuk P-HOG dari level 0 sampai level 3 dengan jumlah bin 10.

**Tabel 2. Contoh kombinasi fitur P-HOG bin 10**

Level P-HOG	Fitur	Jumlah Fitur
<i>lvl 0</i>	HOG	10
<i>lvl 1</i>	Concate(HOG, HOG 1)	10 + 40 = 50
<i>lvl 2</i>	Concate(HOG, HOG 1, HOG 2)	10 + 40 + 160 = 210
<i>lvl 3</i>	Concate(HOG, HOG 1, HOG 2, HOG 3)	10 + 40 + 160 + 640 = 850

3.5. Klasifikasi

Pada tahap ini akan dilakukan klasifikasi untuk membagi label kelas menjadi dua label kelas. Kelas pertama adalah kelompok ras *Siamese*, kelas kedua adalah kelompok ras *Ragdoll*, dan kelas ketiga adalah kelompok ras *Birman*. Pada tahapan klasifikasi juga akan dibandingkan hasil dari 2 model yang berbeda yaitu SVM dan K-NN. pada model SVM, parameter yang diuji adalah jenis *kernel*. Terdapat 4 *kernel* pada observasi ini, yaitu *sigmoid*, linear, *polynomial*, dan RBF. Sedangkan pada model K-NN, parameter yang diuji adalah nilai k dari 1 hingga 10.

3.6. Pengukuran Performansi

Pada pengujian ini, akan dilakukan pengukuran akurasi untuk menentukan model klasifikasi yang tertinggi untuk digunakan. Pengujian akurasi ini bertujuan untuk membandingkan model klasifikasi yang tertinggi berdasarkan paramter yang digunakan.

A. *Confusion Matrix*

Pengukuran kinerja sistem yang akan dilakukan akan diukur menggunakan *F1 Score*. Pengukuran kinerja sistem dilakukan untuk melihat apakah dalam suatu sistem (yang memiliki beberapa kelas yang berbeda didalamnya) terdapat sebuah kelas yang tertukar atau tidak sesuai kelas yang seharusnya. Adapun pengukuran kinerja yang dilakukan akan mengacu pada format tabel kebenaran *Confusion Matrix*. Tabel kebenaran untuk *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel berikut.

		PREDICTIVE VALUES	
		POSITIVE (1)	NEGATIVE (0)
ACTUAL VALUES	POSITIVE (1)	TP	FN
	NEGATIVE (0)	FP	TN

**Gambar 10 Confussion Matrix**

Keterangan:

TP : apabila *input* kelas *positive* berhasil dikenali sebagai kelas *positive*

TN : apabila *input* kelas *negative* berhasil dikenali sebagai kelas *negative*

FP : apabila *input* kelas *negative* dikenali sebagai kelas *positive*

FN : apabila *input* kelas *positive* dikenali sebagai kelas *negative*

Langkah pertama dalam menghitung F1 Score adalah menghitung *false positive (fp) rate* dan *true positive (tp) rate* perhitungan tersebut dapat menggunakan persamaan rumus (5). Langkah selanjutnya adalah dengan menghitung *precision* dan *recall* dengan menggunakan persamaan rumus (6). Langkah terakhir adalah menghitung F1 Score dengan menggunakan persamaan rumus (7) [16].

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (7)$$

Keterangan:

TP : *true positive*

FP : *false positive*

FN : *false negative*

### B. Cross Validation

Untuk menghindari kondisi *overfit* atau untuk meminimasi selisih antara nilai *actual* dengan prediksi dan variansi (selisih antara keluaran model pada data latih dan data uji), akan dilakukan proses validasi menggunakan *k-Fold Cross-Validation*. Metode ini digunakan untuk membandingkan sejumlah model klasifikasi dan memilih model mana yang tertinggi diantara semua model yang dibangun [17]. Jumlah *k* yang digunakan untuk melakukan validasi untuk sistem ini adalah *k=5* (terdapat 5 *fold*), dimana pada setiap *fold* akan memiliki akurasi F1 Score sendiri yang selanjutnya akan dihitung rata-rata akurasi dari ke-5 *fold* tersebut sebagai validasi. Data yang digunakan untuk proses validasi adalah 80% dari dataset, yaitu sekitar 479 data, sedangkan sisanya akan digunakan sebagai data uji.

### C. Skenario Pengujian

Dalam pelaksanaan pengujian, terdapat beberapa skenario uji yang telah dilakukan. Adapun kegunaan dari proses ini adalah mencari pengaturan parameter nilai bin, *level*, *kernel* SVM, dan nilai *k* pada K-NN yang dapat menghasilkan performansi tertinggi atau paling optimal. Parameter pertama yang akan diatur adalah penggunaan jumlah bin 8, 9, dan 10 pada P-HOG. Selanjutnya adalah parameter level P-HOG mulai dari level 0 sampai dengan level 3. Terakhir penggunaan metode klasifikasi, dimana pada metode klasifikasi SVM akan digunakan beberapa jenis *kernel* yaitu *kernel* linear, RBF, *sigmoid*, dan *polynomial* (*degree* 1 sampai 10). Sedangkan untuk klasifikasi menggunakan metode K-NN akan dicoba nilai *k=1* sampai dengan *k=10*. Beberapa kombinasi yang akan diuji coba dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengujian citra tanpa ROI banding citra dengan ROI.
2. P-HOG bin orientasi 8 dengan *pyramid* level 0, 1, 2, 3 menggunakan SVM dan K-NN.
3. P-HOG bin orientasi 9 dengan *pyramid* level 0, 1, 2, 3 menggunakan SVM dan K-NN.
4. P-HOG bin orientasi 10 dengan *pyramid* level 0, 1, 2, 3 menggunakan SVM dan K-NN.

## 4 Evaluasi

### 4.1. Hasil Pengujian

Proses pengujian yang dilakukan akan dibagi menjadi beberapa kelompok skenario pengujian yang sudah dibahas pada bab sebelumnya. Model yang didapatkan dari penelitian ini diukur berdasarkan perhitungan akurasi menggunakan  $F_1$  Score. Pada tabel yang disajikan terdapat variabel  $\overline{F_1 Score}$  yang artinya rata-rata akurasi dan Stdev yang artinya standar deviasi.

#### A. Hasil Perbandingan Citra tanpa ROI dan Citra dengan ROI

Sebelum dilakukannya pengujian terhadap banyak parameter, telah dilakukan pengujian terhadap perbandingan citra dengan pra-proses dan citra tanpa pra-proses. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada P-HOG bin 10 level 2 untuk citra tanpa pra-proses, sistem mengalami proses *looping* saat dilakukannya proses klasifikasi menggunakan metode SVM dengan jenis *kernel* linear. Hal tersebut dapat terjadi karena representasi ciri P-HOG yang dimiliki oleh citra tanpa pra-proses memiliki persebaran karakter ciri yang sangat bervariasi dan tidak cukup untuk merepresentasikan bentuk suatu ras secara spesifik, sehingga menyebabkan penggunaan citra tanpa pra-proses tidak dapat dipisahkan secara linear. Adapun penggunaan SVM dengan *kernel* lainnya berhasil dilakukan, namun rata-rata akurasi tidak bervariasi, tetap berada pada 50%.

**Tabel 3. Perbandingan akurasi citra tanpa/dengan ROI**

	Citra tanpa ROI	Citra dengan ROI
$\overline{F_1 Score}$	50%	70%

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa penggunaan citra dengan ROI meningkatkan efektifitas sistem. Sehingga untuk pengujian selanjutnya akan digunakan menggunakan dataset dari ciri citra dengan ROI.

#### B. Hasil Kinerja P-HOG Bin Orientasi 8

Berikut merupakan hasil pengujian P-HOG level 0, 1, 2, dan 3 pada bin orientasi 8 terhadap 2 metode klasifikasi SVM dan K-NN yang didapatkan.

**Tabel 4. SVM bin 8**

Level	Linear		RBF		Sigmoid	
	$\overline{F_1 Score}$	Stdev	$\overline{F_1 Score}$	Stdev	$\overline{F_1 Score}$	Stdev
0	-	-	0.49	±0.06	0.30	±0.07
1	-	-	0.58	±0.04	0.32	±0.08
2	0.64	±0.10	0.64	±0.06	0.37	±0.11
3	0.66	±0.07	0.63	±0.08	0.36	±0.08
Polynomial						
Degree	Level					
	0	1	2	3	4	5
1	$\overline{F_1 Score}$	0.47	0.56	0.58	0.58	0.58
	Stdev	±0.09	±0.07	±0.07	±0.09	±0.09
2	$\overline{F_1 Score}$	0.49	0.56	0.57	0.56	0.56
	Stdev	±0.07	±0.06	±0.06	±0.07	±0.07
3	$\overline{F_1 Score}$	0.51	0.53	0.56	0.54	0.54
	Stdev	±0.04	±0.04	±0.09	±0.07	±0.07
4	$\overline{F_1 Score}$	0.54	0.53	0.53	0.53	0.53
	Stdev	±0.06	±0.07	±0.01	±0.01	±0.01
5	$\overline{F_1 Score}$	0.56	0.53	0.53	0.50	0.50
	Stdev	±0.05	±0.09	±0.03	±0.03	±0.03
6	$\overline{F_1 Score}$	0.55	0.53	0.52	0.50	0.50
	Stdev	±0.04	±0.07	±0.05	±0.04	±0.04
7	$\overline{F_1 Score}$	0.57	0.52	0.51	0.50	0.50
	Stdev	±0.04	±0.09	±0.06	±0.04	±0.04
8	$\overline{F_1 Score}$	-	0.51	0.52	0.49	0.49
	Stdev	-	±0.08	±0.06	±0.05	±0.05
9	$\overline{F_1 Score}$	-	0.52	0.53	0.49	0.49
	Stdev	-	±0.08	±0.05	±0.04	±0.04

10	$\overline{F_1 score}$		0.52	0.52	0.49
	Stdev	-	$\pm 0.06$	$\pm 0.04$	$\pm 0.04$

Pada tabel percobaan bin 8 diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) yang tertinggi dimiliki oleh masing-masing jenis *kernel* SVM adalah *polynomial* pada P-HOG level 2 *degree* 1 dengan akurasi sebesar 58%, linear P-HOG level 3 dengan akurasi 66%, RBF P-HOG level 2 dengan akurasi 64%, *sigmoid* P-HOG level 3 dengan akurasi 37%.

Tabel 5. K-NN bin 8

K		Level			
		0	1	2	3
1	$\overline{F_1 score}$	0.47	0.55	0.58	0.57
	Stdev	$\pm 0.05$	$\pm 0.06$	$\pm 0.10$	$\pm 0.14$
2	$\overline{F_1 score}$	0.43	0.49	0.51	0.53
	Stdev	$\pm 0.12$	$\pm 0.07$	$\pm 0.10$	$\pm 0.10$
3	$\overline{F_1 score}$	0.46	0.52	0.55	0.55
	Stdev	$\pm 0.09$	$\pm 0.08$	$\pm 0.13$	$\pm 0.11$
4	$\overline{F_1 score}$	0.46	0.52	0.56	0.55
	Stdev	$\pm 0.13$	$\pm 0.10$	$\pm 0.13$	$\pm 0.11$
5	$\overline{F_1 score}$	0.49	0.53	0.55	0.56
	Stdev	$\pm 0.14$	$\pm 0.12$	$\pm 0.07$	$\pm 0.11$
6	$\overline{F_1 score}$	0.46	0.53	0.55	0.56
	Stdev	$\pm 0.12$	$\pm 0.10$	$\pm 0.13$	$\pm 0.11$
7	$\overline{F_1 score}$	0.48	0.53	0.55	0.57
	Stdev	$\pm 0.12$	$\pm 0.10$	$\pm 0.09$	$\pm 0.08$
8	$\overline{F_1 score}$	0.47	0.53	0.55	0.54
	Stdev	$\pm 0.07$	$\pm 0.11$	$\pm 0.09$	$\pm 0.08$
9	$\overline{F_1 score}$	0.48	0.54	0.56	0.56
	Stdev	$\pm 0.07$	$\pm 0.07$	$\pm 0.08$	$\pm 0.08$
10	$\overline{F_1 score}$	0.47	0.54	0.56	0.56
	Stdev	$\pm 0.11$	$\pm 0.06$	$\pm 0.09$	$\pm 0.09$

Pada tabel percobaan bin 8 menggunakan metode klasifikasi K-NN diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) yang tertinggi dimiliki oleh K-NN dengan k = 1 P-HOG level 2 dengan akurasi sebesar 58%.

### C. Hasil Kinerja P-HOG Bin Orientasi 9

Berikut merupakan hasil pengujian P-HOG level 0, 1, 2, dan 3 pada bin orientasi 9 terhadap 2 metode klasifikasi SVM dan K-NN yang didapatkan.

Tabel 6. SVM bin 9

Level	Linear		RBF		Sigmoid	
	$\overline{F_1 score}$	Stdev	$\overline{F_1 score}$	Stdev	$\overline{F_1 score}$	Stdev
0	-	-	0.57	$\pm 0.04$	0.30	$\pm 0.07$
1	-	-	0.63	$\pm 0.07$	0.32	$\pm 0.08$
2	0.70	$\pm 0.09$	0.68	$\pm 0.06$	0.37	$\pm 0.09$
3	0.69	$\pm 0.06$	0.67	$\pm 0.04$	0.35	$\pm 0.07$
Polynomial						
Degree	Level					
	0	1	2	3		
1	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.61	0.62	0.61	
	Stdev	$\pm 0.07$	$\pm 0.07$	$\pm 0.06$	$\pm 0.05$	
2	$\overline{F_1 score}$	0.61	0.60	0.60	0.59	
	Stdev	$\pm 0.09$	$\pm 0.08$	$\pm 0.09$	$\pm 0.09$	
3	$\overline{F_1 score}$	0.60	0.62	0.58	0.57	
	Stdev	$\pm 0.06$	$\pm 0.06$	$\pm 0.09$	$\pm 0.08$	
4	$\overline{F_1 score}$	0.59	0.60	0.56	0.55	

	Stdev	±0.05	±0.07	±0.05	±0.04
5	$\overline{F_1 score}$	0.59	0.59	0.55	0.54
	Stdev	±0.02	±0.08	±0.03	±0.02
6	$\overline{F_1 score}$	0.58	0.58	0.55	0.54
	Stdev	±0.06	±0.07	±0.03	±0.02
7	$\overline{F_1 score}$	0.58	0.58	0.55	0.53
	Stdev	±0.03	±0.07	±0.04	±0.01
8	$\overline{F_1 score}$	-	0.58	0.55	0.52
	Stdev	-	±0.07	±0.04	±0.02
9	$\overline{F_1 score}$	-	0.57	0.54	0.52
	Stdev	-	±0.05	±0.05	±0.03
10	$\overline{F_1 score}$	-	0.57	0.54	0.53
	Stdev	-	±0.05	±0.04	±0.03

Pada tabel percobaan bin 9 diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) yang tertinggi dimiliki oleh masing-masing jenis *kernel* SVM adalah *polynomial* pada P-HOG level 2 *degree* 1 dengan akurasi sebesar 62%, linear P-HOG level 2 dengan akurasi 70%, RBF P-HOG level 2 dengan akurasi 68%, *sigmoid* P-HOG level 1 dengan akurasi 37%.

Tabel 7. K-NN bin 9

K		Level			
		0	1	2	3
1	$\overline{F_1 score}$	0.52	0.56	0.60	0.58
	Stdev	±0.08	±0.05	±0.08	±0.13
2	$\overline{F_1 score}$	0.50	0.51	0.54	0.55
	Stdev	±0.11	±0.07	±0.08	±0.10
3	$\overline{F_1 score}$	0.54	0.55	0.56	0.58
	Stdev	±0.06	±0.10	±0.10	±0.14
4	$\overline{F_1 score}$	0.53	0.54	0.55	0.57
	Stdev	±0.13	±0.11	±0.10	±0.07
5	$\overline{F_1 score}$	0.53	0.56	0.58	0.58
	Stdev	±0.12	±0.10	±0.07	±0.10
6	$\overline{F_1 score}$	0.54	0.54	0.57	0.56
	Stdev	±0.09	±0.09	±0.12	±0.11
7	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.54	0.58	0.57
	Stdev	±0.09	±0.07	±0.08	±0.10
8	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.54	0.57	0.58
	Stdev	±0.10	±0.10	±0.12	±0.11
9	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.56	0.58	0.59
	Stdev	±0.11	±0.09	±0.11	±0.11
10	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.55	0.58	0.59
	Stdev	±0.11	±0.09	±0.10	±0.10

Pada tabel percobaan bin 9 menggunakan metode klasifikasi K-NN diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi (RA) yang tertinggi dimiliki oleh K-NN dengan k = 1 P-HOG level 2 dengan akurasi sebesar 60%.

#### D. Hasil Kinerja P-HOG Bin Orientasi 9

Berikut merupakan hasil pengujian P-HOG level 0, 1, 2, dan 3 pada bin orientasi 10 terhadap 2 metode kalsifikasi SVM dan K-NN yang didapatkan.

Tabel 8. SVM bin 10

Level	Linear		RBF		Sigmoid	
	$\overline{F_1 score}$	Stdev	$\overline{F_1 score}$	Stdev	$\overline{F_1 score}$	Stdev
0	-	-	0.59	±0.07	0.30	±0.07
1	-	-	0.64	±0.05	0.33	±0.05
2	0.70	±0.07	0.69	±0.06	0.37	±0.12

3		0.70	±0.03	0.68	±0.06	0.36	±0.07
Polynomial							
Degree		Level					
		0	1	2	3		
1	$\overline{F_1 score}$	0.58	0.62	0.64	0.63		
	Stdev	±0.11	±0.08	±0.09	±0.09		
2	$\overline{F_1 score}$	0.61	0.62	0.61	0.60		
	Stdev	±0.11	±0.09	±0.11	±0.10		
3	$\overline{F_1 score}$	0.59	0.62	0.59	0.58		
	Stdev	±0.11	±0.07	±0.09	±0.09		
4	$\overline{F_1 score}$	0.59	0.60	0.57	0.56		
	Stdev	±0.08	±0.08	±0.07	±0.05		
5	$\overline{F_1 score}$	0.59	0.59	0.56	0.54		
	Stdev	±0.05	±0.07	±0.07	±0.03		
6	$\overline{F_1 score}$	0.57	0.59	0.56	0.54		
	Stdev	±0.05	±0.07	±0.05	±0.04		
7	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.58	0.55	0.54		
	Stdev	±0.06	±0.06	±0.06	±0.05		
8	$\overline{F_1 score}$	-	0.59	0.55	0.52		
	Stdev	-	±0.04	±0.04	±0.05		
9	$\overline{F_1 score}$	-	0.58	0.55	0.53		
	Stdev	-	±0.05	±0.04	±0.04		
10	$\overline{F_1 score}$	-	0.56	0.54	0.53		
	Stdev	-	±0.05	±0.04	±0.06		

Pada tabel percobaan bin 10 diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) yang tertinggi dimiliki oleh masing-masing jenis *kernel* SVM adalah *polynomial* pada P-HOG level 2 *degree* 1 dengan akurasi sebesar 64%, linear P-HOG level 3 dengan akurasi 70%, RBF P-HOG level 2 dengan akurasi 69%, *sigmoid* P-HOG level 2 dengan akurasi 37%

Tabel 9. K-NN bin 10

K		Level			
		0	1	2	3
1	$\overline{F_1 score}$	0.53	0.57	0.60	0.59
	Stdev	±0.08	±0.03	±0.09	±0.13
2	$\overline{F_1 score}$	0.51	0.53	0.55	0.55
	Stdev	±0.10	±0.07	±0.09	±0.10
3	$\overline{F_1 score}$	0.57	0.59	0.59	0.59
	Stdev	±0.09	±0.11	±0.12	±0.14
4	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.55	0.57	0.56
	Stdev	±0.13	±0.12	±0.12	±0.09
5	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.57	0.58	0.58
	Stdev	±0.13	±0.13	±0.08	±0.12
6	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.54	0.57	0.57
	Stdev	±0.11	±0.11	±0.15	±0.13
7	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.56	0.59	0.59
	Stdev	±0.08	±0.07	±0.11	±0.10
8	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.56	0.58	0.58
	Stdev	±0.12	±0.13	±0.13	±0.12
9	$\overline{F_1 score}$	0.56	0.56	0.59	0.56
	Stdev	±0.12	±0.12	±0.09	±0.13
10	$\overline{F_1 score}$	0.55	0.57	0.59	0.59
	Stdev	±0.13	±0.10	±0.08	±0.08

Pada tabel percobaan bin 8 menggunakan metode klasifikasi K-NN diatas dapat dilihat bahwa beberapa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) yang tertinggi dimiliki oleh K-NN dengan k = 1 P-HOG level 2 dengan akurasi sebesar 60%.

## 4.2. Analisis Hasil Pengujian

Tabel 10. Akurasi terbaik

Model klasifikasi yang dipakai		Level	$\overline{F_1 Score}$	Stdev
Bin 8	SVM Polynom d = 1	2	0.58	0.07
	SVM Linear	3	0.66	0.07
	SVM RBF	2	0.64	0.06
	SVM Sigmoid	1	0.37	0.11
	K-NN, K = 1	2	0.58	0.10
Bin 9	SVM Polynom d = 1	2	0.62	0.06
	SVM Linear	2	0.70	0.09
	SVM RBF	2	0.68	0.06
	SVM Sigmoid	2	0.37	0.09
	K-NN, K = 1	2	0.60	0.08
Bin 10	SVM Polynom d = 1	2	0.64	0.09
	SVM Linear	3	0.70	0.03
	SVM RBF	2	0.69	0.06
	SVM Sigmoid	2	0.37	0.12
	K-NN, K = 3	2	0.60	0.09

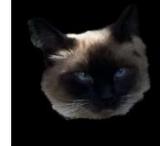
Dari hasil pengujian menggunakan *k-fold Cross-Validation* yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) tertinggi ada pada bin orientasi 10, P-HOG level 3, metode klasifikasi SVM menggunakan jenis *kernel* linear dengan rata-rata akurasi ( $\overline{F_1 score}$ ) sebesar 70%. Akurasi yang sama juga dimiliki oleh P-HOG bin 9 level 2 SVM *kernel* linear, namun standar deviasi (Stdev) yang dihasilkan tidak lebih stabil dari P-HOG bin 10 level 3, sehingga model terbaik tetap jatuh pada PHOG bin 10 level 3 SVM *kernel* linear. *Kernel* jenis linear memiliki rata-rata akurasi paling baik dikarenakan kelompok data dapat diklasifikasi secara linear, sehingga jenis *kernel* kompleks seperti kernel lainnya untuk memisahkan kelompok data tidak lebih optimal dibandingkan *kernel* linear.

Pembagian banyak bin orientasi yang digunakan cukup berpengaruh. Dapat dilihat dari perbedaan rata-rata akurasi bin orientasi 8 sampai dengan bin orientasi 10 meningkat seiring dengan kenaikan jumlah bin. Hal tersebut dapat terjadi karena pembagian wilayah derajat orientasi untuk setiap karakter citra sangat berpengaruh untuk merepresentasikan bobot arah orientasi suatu citra, dimana pada kasus ini bin 10 memiliki performa terbaik dibanding jumlah bin lainnya. Hal yang sama juga terjadi pada penggunaan level, dimana semakin meningkatnya level, standar deviasi dari rata-rata akurasi yang dihasilkan semakin stabil.

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, penggunaan metode klasifikasi K-NN tidak menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dari SVM. Dapat dilihat akurasi tertinggi menggunakan metode klasifikasi K-NN (k = 1) adalah pada PHOG *pyramid* level 2 bin orientasi 9 dengan akurasi sebesar 60%. Berdasarkan hal tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi sederhana seperti K-NN tidak cukup untuk melakukan klasifikasi terhadap masalah yang diangkat pada topik ini. Selain itu, dimensi fitur pada kasus ini lebih besar dari pada jumlah data yang dimiliki, sehingga metode klasifikasi SVM lebih unggul dibanding K-NN.

Berdasarkan rata-rata akurasi tertinggi dari proses latih dan uji yang telah dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan uji menggunakan model optimal yang telah didapatkan. Untuk proses uji, telah dilakukan pengujian terhadap 120 citra kucing baru. Akurasi yang diperoleh dari hasil uji adalah 69.2%. Berikut adalah beberapa hasil dari prediksi label sistem.

Tabel 11. Contoh hasil klasifikasi kelas

	<i>Siamese</i>		<i>Ragdoll</i>		<i>Birman</i>	
<b>Prediksi Benar</b>						
<b>Prediksi Salah</b>						
	Ras sebenarnya <i>Birman</i>	Ras sebenarnya <i>Birman</i>	Ras sebenarnya <i>Birman</i>	Ras sebenarnya <i>Birman</i>	Ras sebenarnya <i>Siamese</i>	Ras sebenarnya <i>Ragdoll</i>

## 5. Kesimpulan

Sistem Pengenalan Ras Kucing Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (P-HOG) berhasil dibangun dan dapat melakukan proses pengenalan terhadap dua ras kucing *Siamese*, *Ragdoll*, dan *Birman*. Berdasarkan hasil pengujian sistem yang telah dilakukan, parameter terbaik diperoleh dari P-HOG *pyramid* level 3 bin orientasi 10 dan penggunaan metode klasifikasi SVM dengan *kernel* linear. Sistem dapat melakukan pengenalan ras kucing *Birman*, *Ragdoll*, dan *Siamese* yang memiliki visual serupa dengan akurasi sebesar 69.2% dan standar deviasi sebesar 0,03. Berdasarkan rata-rata akurasi yang didapat, terjadi peningkatan akurasi sejalan dengan bertambahnya jumlah bin dan level yang digunakan. Selanjutnya, akurasi yang didapat menggunakan metode klasifikasi K-NN tidak lebih tinggi dari akurasi tertinggi yang dimiliki oleh SVM. Dimana hasil rata-rata akurasi terbesar yang dihasilkan metode klasifikasi K-NN ( $k=1$ ) pada parameter optimalnya (P-HOG level 2 bin 9) adalah sebesar 60%. Hal ini menunjukkan bahwa masalah yang diangkat tidak dapat diselesaikan secara optimal dengan menggunakan metode klasifikasi sederhana seperti K-NN.



## Daftar Pustaka

- [1] W. Wozencraft, "Mammal Species of the World: A Taxonomic and Geographic Reference (3rd ed.)," in *Species Felis catus*, Johns Hopkins University Press., 2005, p. 534–535.
- [2] E. M. Pippa, "How to Identify Birman Cats," Wikihow, 24 Juli 2020. [Online]. Available: <https://www.wikihow.com/Identify-Birman-Cats>. [Accessed 26 Agustus 2020].
- [3] Pet Health Network, "The Siamese," IDEXX Laboratories, 16 December 2014. [Online]. Available: <http://www.pethealthnetwork.com/cat-health/cat-breeds/siamese>. [Accessed 13 March 2020].
- [4] Z. Xiaolu, Y. Luyang and S. Richard, "A Mobile Application for Cat Detection and Breed Recognition Based on Deep Learning," *IEEE*, pp. 7-12, 2019.
- [5] B. Anna, Z. Andrew and M. Xavier, "Representing shape with a spatial pyramid kernel," *CIVR*, no. 07, 2007.
- [6] R. T. Zhi, T. Shangxuan and L. T. Chew, "USING PYRAMID OF HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS ON NATURAL SCENE TEXT RECOGNITION," *ICIP*, pp. 2629-2633, 2014.
- [7] Cat Fanciers Association, "Siamese," Cat Fanciers Association, [Online]. Available: <https://cfa.org/siamese/>. [Accessed 13 March 2020].
- [8] The Cat Fanciers' Association, Inc, "About the Ragdoll," Cat Fanciers' Association, Inc, [Online]. Available: <https://cfa.org/ragdoll/>. [Accessed 26 Agustus 2020].
- [9] Cat Fanciers Association, "Birman," Cat Fanciers Association, [Online]. Available: <https://cfa.org/birman/>. [Accessed 13 March 2020].
- [10] B. Yang, G. Lihua, J. Lianwen and H. Qinghua, "A NOVEL FEATURE EXTRACTION METHOD USING PYRAMID HISTOGRAM OF ORIENTATION GRADIENTS FOR SMILE RECOGNITION," *ICIP*, pp. 3305-3308, 2009.
- [11] B. Anna, Z. Andrew and M. Xavier, "Representing shape with a spatial pyramid kernel," *CIVR*, 2007.
- [12] W. Jin, L. Ping, F. Mary, K. Abbas and N. Saeid, "Human Action Recognition Based on Pyramid Histogram of Oriented Gradients," *IEEE*, pp. 2449-2454, 2011.
- [13] R. D. Ivo Colanus, "Metode support vector machine dan forward selection prediksi pembayaran pembelian bahan baku kopra," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, no. 2, pp. 116-123, 2017.
- [14] S. Aris and H. Agus, "Traffic Sign Detection Based On HOG and PHOG Using Binary SVM And k-NN," *International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE)*, vol. 3, pp. 317-321, 2016.
- [15] B. I. Sadegh and B. Mohammad, "Application of K-Nearest Neighbor (KNN) Approach for Predicting Economic Events: Theoretical Background," *Ijera*, vol. 3, no. 5, pp. pp.605-610, 2013.
- [16] F. Tom, "An introduction to ROC analysis," *ELSEVIER*, vol. 27, p. 861–874, 2005.
- [17] Suyanto, *Artificial Intelligence searching, reasoning, planning dan learning*, Bandung : Informatika Bandung, 2014.