

Klasifikasi Hewan Mamalia Berdasarkan Bentuk Wajah Menggunakan Fitur Histogram of Oriented dan Metode Support Vector Machine

Muhammad Ezar Al Rivan^{[1]*}, Molavi Arman^[2], Hafiz Irsyad^[3], Reynald Dwika Prameswara^[4]

Teknik Informatika^{[1], [3], [4]}

Manajemen Informatika^[2]

Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang
Palembang, Indonesia

meedzhar@mdp.ac.id^[1], molavi.arman@mdp.ac.id^[2], hafizirsyad@mdp.ac.id^[3], reynald1664@gmail.com^[4]

Abstract— Mammals have several characteristics that can be distinguished, such as footprints, voice, and face shape. However, some mammals have the same facial shape, so it is difficult to distinguish. Recognition of mammal face shape can be done by utilizing image processing and pattern recognition. To classify the face shape of mammals, the Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Support Vector Machine (SVM) methods can be used. The HOG method is used to retrieve the shape features of the image, while SVM is used as a classifier. This study uses the LHI-Animal-Faces dataset, which was taken as many as 15 species of mammals; where for each type of mammal, 60 images were selected, and the size was changed to 150x150 pixels. The image is converted into a grayscale image for the HOG feature extraction process. Furthermore, the classification process uses SVM. The kernels used are Linear, Polynomial, and Gaussian kernels. The testing process uses K-Fold Cross-Validation. The folds used are 3-fold, 4-fold, 5-fold, 6-fold, and 10-fold. The performance of the HOG feature and the SVM method that gives the best results is the Linear kernel using 10-fold with an accuracy value of 96.55%, precision of 77.92%, and recall of 74.11%. The kernel sequence that gives the best results in this test is the Linear kernel, Polynomial kernel, and Gaussian kernel.

Keywords— HOG, K-Fold Cross Validation, Mammals, SVM

Abstrak— Hewan mamalia memiliki beberapa ciri agar dapat dibedakan, seperti jejak kaki, suara, maupun bentuk wajahnya. Beberapa hewan mamalia memiliki bentuk wajah yang sama sehingga sulit dibedakan. Pengenalan bentuk wajah mamalia bisa dilakukan dengan memanfaatkan pengolahan citra dan pengenalan pola. Untuk mengklasifikasi bentuk wajah hewan mamalia dapat menggunakan metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Support Vector Machine (SVM). Metode HOG digunakan untuk mengambil ciri bentuk dari citra sedangkan SVM digunakan sebagai pengklasifikasi. Penelitian ini menggunakan dataset LHI-Animal-Faces yang diambil sebanyak 15 jenis spesies mamalia, dimana setiap jenis mamalia dipilih 60 citra dan diubah ukurannya menjadi 150x150 pixel. Citra tersebut diubah menjadi citra grayscale untuk kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri HOG. Selanjutnya proses klasifikasi menggunakan SVM. Kernel yang digunakan adalah kernel Linear, Polynomial, dan Gaussian. Proses pengujian menggunakan K-Fold Cross Validation. Fold yang digunakan yaitu 3-fold, 4-fold, 5-fold, 6-fold,

dan 10-fold. Performa fitur HOG dan metode SVM yang memberikan hasil terbaik adalah pada kernel Linear menggunakan 10-fold dengan nilai accuracy sebesar 96.55%, precision sebesar 77.92%, dan recall sebesar 74.11%. Urutan kernel yang memberikan hasil terbaik pada pengujian ini adalah kernel Linear, kernel Polynomial dan kernel Gaussian.

Kata Kunci— HOG, K-Fold Cross Validation, Mamalia, SVM

I. INTRODUCTION

Hewan mamalia adalah binatang menyusui yang berada dalam kelas hewan vertebrata dan umumnya mamalia ini berkembang biak dengan melahirkan, dan tubuhnya tertutupi oleh rambut. Kelas mamalia ini terbagi ke dalam 29 ordo [1]. Setiap spesies hewan mamalia memiliki ciri-ciri yang beraneka ragam yang bisa dikenali melalui bentuk.

Pengenalan hewan mamalia dapat dilakukan berdasarkan ciri yang dimiliki seperti bentuk wajah. Bentuk wajah hewan mamalia memiliki kemiripan sehingga sulit dibedakan. Untuk membedakan bentuk wajah hewan mamalia bisa menggunakan pengolahan citra dan pengenalan pola.

Citra jejak kaki yang merepresentasikan jumlah dan ukuran gumpalan bentuk kaki telah digunakan sebagai fitur pada klasifikasi jenis hewan [2]. Tidak hanya citra jejak kaki yang dapat menjadi fitur klasifikasi hewan, citra wajah hewan dapat menjadi pilihan karena dapat langsung merepresentasikan hewan yang dimaksud. Untuk mendeteksi atau mengklasifikasi bentuk wajah hewan mamalia dapat menggunakan metode *k-Nearest Neighbor* seperti pada klasifikasi mamalia berdasarkan bentuk wajah dengan *k-NN* menggunakan fitur CAS dan HOG [3]. Berdasarkan hasil penelitian ini nilai *k* yang memberikan hasil klasifikasi yang baik yaitu *k*=5 dengan tingkat akurasi 100% pada hewan kucing dan harimau. Selanjutnya, penggunaan *global contrast saliency* dan *histogram of oriented gradient* sebagai fitur untuk klasifikasi jenis hewan mamalia [4]. Berdasarkan hasil penelitian ini metode *k-NN cityblock distance* dengan nilai *k*=9 memberikan hasil klasifikasi yang baik pada hewan harimau. Kemudian pada klasifikasi wajah hewan mamalia tampak depan menggunakan *k-Nearest Neighbor* dengan ekstraksi fitur HOG [5]. Hasil dari penelitian ini, perhitungan *precision*, *recall*, dan *accuracy* tertinggi

terdapat pada $k=3$ dengan rata-rata mendapatkan hasil di atas 50%, sedangkan yang terendah pada $k=7$ dengan rata-rata mendapatkan hasil di bawah 50%. Penelitian terkait pengenalan hewan juga dilakukan pada [6] terhadap hewan laut. Metode lain yang digunakan untuk pengenalan hewan juga dilakukan pada penelitian [7] dan [8]. Pada penelitian yang dilakukan [9] juga menggunakan hewan sebagai objek. Pada penelitian [10] dilakukan pengenalan spesies hewan. Penelitian [11] menggunakan wajah manusia sebagai objek penelitian.

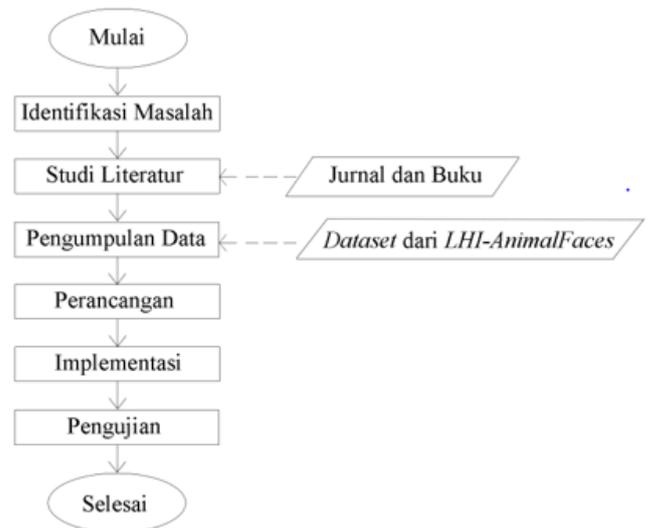
Ada beberapa fitur yang dapat digunakan dalam sistem pengenalan pola pada citra seperti *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). HOG merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengolahan citra digital untuk ekstraksi fitur. Teknik ini menghitung jumlah kemunculan orientasi gradien pada bagian citra digital yang dilokalisasi. Fitur ekstraksi ini dapat menghasilkan struktur gradien yang bentuknya menyerupai asli. Penggunaan HOG sebagai ekstraksi ciri memiliki kemampuan pengenalan bentuk yang lebih baik dengan akurasi yang tinggi dan proses pelatihan menggunakan fitur ini memiliki waktu yang cepat, seperti pada *face detection* [12] memiliki nilai *Precision* 56,07%, nilai *Recall* 98,36%, dan nilai *F1-Score* 71,42%. Selanjutnya, perbandingan jarak potret dan resolusi kamera pada tingkat akurasi pengenalan angka kwh meter [13]. Pada penelitian ini hasil akurasi tertinggi ditemukan pada jarak potret 30 cm dan resolusi 14 MP dengan persentase sebesar 86,67%.

Untuk klasifikasi metode yang digunakan yaitu *Support Vector Machine* (SVM). Metode ini bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* juga bertujuan untuk meminimalkan batas atas dari *general error*. Keuntungan lain menggunakan SVM adalah metode ini dapat dianalisis secara teoritis menggunakan konsep teori pembelajaran komputasi. Hal ini didukung oleh penelitian terdahulu yang menggunakan metode SVM seperti pada klasifikasi gambar berwarna menggunakan metode SVM [14] memiliki hasil akurasi 74,21%. Implementasi untuk *face detection* [12] memiliki nilai *Precision* 56,07%, nilai *Recall* 98,36%, dan nilai *F1-Score* 71,42%. Dan perbandingan jarak potret dan resolusi kamera pada tingkat akurasi pengenalan angka kwh meter [13] memiliki hasil akurasi tertinggi pada jarak potret 30 cm dan resolusi 14 MP dengan persentase sebesar 86,67%.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini dilakukan untuk mengetahui hasil akurasi klasifikasi bentuk wajah hewan mamalia menggunakan ekstraksi fitur HOG dan pengklasifikasi SVM. Ekstraksi fitur HOG memiliki tingkat akurasi yang baik untuk mengenali bentuk dan metode klasifikasi SVM baik dalam mengenali objek. Dengan menggunakan metode HOG dan SVM bisa diketahui hasil pengenalan bentuk wajah hewan mamalia. sehingga penelitian ini penting dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasinya.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

A. Histogram of Oriented Gradients

Histogram of Oriented Gradients digunakan untuk mengekstraksi fitur yang digunakan pada komputer visi dan pengolahan citra dengan cara menghitung nilai gradien pada suatu citra untuk mendapatkan hasil yang akan digunakan untuk mendeteksi objek [15]. Metode HOG dipilih dalam penelitian ini karena metode ini sesuai dengan objek yang digunakan. Metode HOG mengambil ciri bentuk dari citra. Objek yang digunakan adalah bentuk wajah sehingga pemilihan metode ini sudah sesuai.

B. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) salah satu metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*. Pemilihan SVM sebagai klasifikasi dikarenakan SVM dapat memberikan hasil yang baik.

C. Cross Validation

Cross validation adalah suatu metode tambahan dari teknik *data mining* yang bertujuan untuk memperoleh hasil akurasi yang maksimal. Metode ini sering juga disebut dengan *k-fold cross validation* dimana percobaan sebanyak k kali untuk satu model dengan parameter yang sama [16]. Secara umum, kita akan membandingkan n model dalam *cross validation* ini, dalam arti lain fungsi dari penggunaan metode *cross validation* adalah

- 1) Untuk mengetahui performa dari suatu model algoritma dengan melakukan percobaan sebanyak k kali
- 2) Untuk meningkatkan tingkat performansi dari model tersebut
- 3) Untuk mengolah data set dengan kelas yang seimbang

Dalam kasus klasifikasi, ada yang perlu diperhatikan dalam pembagian set data ke sejumlah k partisi, yaitu harus melakukan *stratification* yang artinya kita akan mempartisi atau membagi set data tersebut ke k partisi dengan komposisi kelas yang seimbang disetiap partisinya. Dengan kata lain, distribusi

kelas setiap partisi harus sama antar kelas, yang berarti juga sama dengan distribusi kelas di set data originalnya.

Cross validation juga merupakan teknik validasi dari pengembangan model Split Validation dimana validasinya mengukur training error dengan menguji dengan test data atau data uji. Cross Validation sendiri dikembangkan karena pada model sebelumnya terdapat kelemahan yaitu pengambilan sampelnya diambil secara acak, kemudian pengambilan sampel test error-nya juga tidak bisa mendistribusikan kelas secara terstruktur. Meskipun hasil yang di peroleh bisa maksimal tapi tidak bisa menjangkau pengujian yang lebih efisien. Maka digunakan cross validation yang mampu bekerja dengan cepat dengan pengambilan sampel yang lebih struktur, jadi dalam jumlah pengujian beberapa pun set data latih dan set data uji akan diambil dengan data yang berbeda dengan percobaan atau iterasi sebelumnya.

Berikut adalah contoh perhitungan cross validation pada Tabel 1

TABEL 1. CARA KERJA CROSS VALIDATION

	Partisi 1	Partisi 2	Partisi 3	Partisi 4	Partisi 5
Percobaan 1	Test	Train	Train	Train	Train
Percobaan 2	Train	Test	Train	Train	Train
Percobaan 3	Train	Train	Test	Train	Train
Percobaan 4	Train	Train	Train	Test	Train
Percobaan 5	Train	Train	Train	Train	Test

Percobaan diatas adalah contoh ilustrasi dari 5-fold cross validation. Percobaan dilakukan sebanyak 5 kali tahapan. Percobaan 1, yaitu menjadikan bagian partisi pertama menjadi data uji dan partisi lainnya menjadi data latih. Percobaan 2, yaitu menjadikan bagian partisi kedua menjadi data uji dan partisi lainnya menjadi data latih. Percobaan 3, yaitu menjadikan bagian partisi ketiga menjadi data uji dan partisi lainnya menjadi data latih dan begitu seterusnya.

Dari 5 hasil percobaan ini, lalu dicatat nilai evaluasi performa dari model tersebut dengan menggunakan confusion matrix kemudian tentukan nilai rata-rata dari setiap percobaan. Maka disitu akan ditemukan percobaan mana yang dapat dijadikan acuan dari penggunaan suatu model algoritma yang telah dipilih.

D. Confusion Matrix

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi dalam membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yaitu Confusion Matrix

Metode Confusion Matrix yaitu menghitung persentase Precision, Recall dan Accuracy. Cara penghitungan Confusion Matrix tersebut bisa dilihat pada persamaan (1), (2), (3).

1) Precision, merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{1}$$

2) Recall, merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

3) Accuracy, Merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3}$$

Keterangan :

TP = Jumlah data positif citra bentuk wajah hewan mamalia yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

FP = Jumlah data positif citra bentuk wajah hewan mamalia namun terklasifikasi salah oleh sistem.

FN = Jumlah data negatif citra bentuk wajah hewan mamalia namun terklasifikasi salah oleh sistem.

TN = Jumlah data negatif citra bentuk wajah hewan mamalia yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

Tabel 2 merupakan contoh tabel confusion matrix pada salah satu jenis hewan mamalia dari 15 jenis hewan mamalia yang digunakan sebagai objek penelitian ini.

TABEL 2. CONFUSION MATRIX

		Predicted Class	
		Beruang	Bukan Beruang
Actual Class	Beruang	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Bukan Beruang	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Penjelasan dari Tabel 2 :

Jika input citra Beruang, maka TP nya adalah Beruang.

Jika input citra adalah Beruang, maka FP nya adalah Bukan Beruang.

Jika input citra adalah Bukan Beruang, maka FN nya adalah Beruang.

Jika input citra adalah Bukan Beruang, maka TN nya adalah Bukan Beruang.

E. Pengumpulan Data

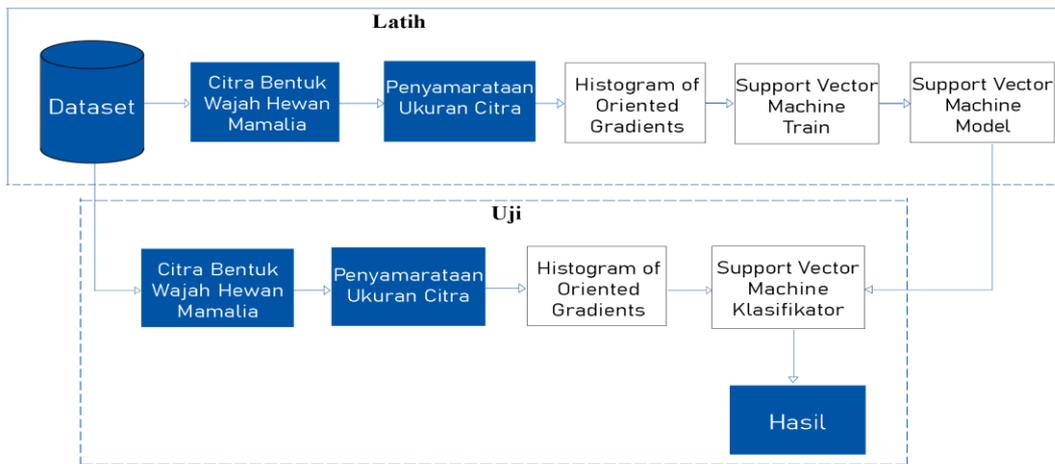
Pengumpulan data menggunakan dataset LHI-Animal-Faces yang dipilih. Dataset ini merupakan dataset yang berisi wajah-wajah hewan. Dataset ini terdapat 20 kelas namun digunakan 15 kelas saja sesuai dengan jenis hewan mamalia. Setiap kelas diambil 60 citra wajah hewan mamalia sehingga total citra yang digunakan ada 900. Dataset ini telah digunakan pada penelitian [17]. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah 15 jenis bentuk wajah hewan mamalia yang terdiri dari Anjing, Babi, Beruang, Domba, Gajah, Harimau, Kelinci, Kucing, Monyet, Panda, Rusa, Sapi, Serigala, Singa, dan Tikus. Tiap jenis hewan terdiri dari 60 gambar dengan ukuran 150x150 pixel. Beberapa gambar yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Hewan Mamalia yang dijadikan Objek

F. Perancangan

Tiap wajah hewan mamalia tersebut akan diekstraksi ciri dengan menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Hasil dari citra akan digunakan untuk proses training menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Setelah proses training selesai maka data model telah didapat untuk digunakan pada saat pengujian data. Perancangan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Alur Perancangan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Ekstraksi HOG

Pada tahap HOG, dilakukan terhadap citra latih dan citra uji. Pada proses ini citra grayscale yang berukuran 150x150 pixel didapatkan nilai I_x dan nilai I_y menggunakan konvolusi matrix. Setelah itu akan didapatkan nilai magnitude dan orientasi. Langkah yang dilakukan yaitu mengubah citra menjadi cell berukuran [8x8] pixel dengan block berukuran [2x2], karena ukuran citra yang digunakan adalah [150 x 150] pixel maka jumlah cell yang didapatkan adalah [18x18] dan jumlah block [17x17] pixel. Jadi, jumlah block yang didapatkan adalah 289 block, dengan [2x2] cell atau 4 cell dan 1 block berisi 9 bin, maka didapatkan $289 \text{ block} * 4 \text{ cell} * 9 \text{ bin} = 10404 \text{ feature vector}$. Pada Gambar 4 merupakan visualisasi ekstraksi fitur HOG.



Gambar 4. Visualisasi Ekstraksi HOG

B. Implementasi Klasifikasi SVM

Dataset citra bentuk wajah hewan mamalia yang telah ada

akan dikonversi menjadi citra model grayscale, lalu dilanjutkan pada tahap ekstraksi ciri HOG. Selanjutnya citra akan dilakukan pengujian dan pembagian data menjadi data training dan data testing menggunakan *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out*. Fold yang digunakan yaitu 3-Fold, 4-Fold, 5-Fold, 6-Fold, dan 10-Fold. Kemudian proses mengklasifikasi dengan *Support Vector Machine* menggunakan kernel *Linear*, *Polynomial*, dan *Gaussian* untuk mendapatkan hasilnya. Implementasi klasifikasi SVM bertujuan untuk membedakan 15 jenis hewan mamalia, yaitu anjing, babi, beruang, domba, gajah, harimau, kelinci, kucing, monyet, panda, rusa, sapi, serigala, singa, dan tikus yang dibedakan dari data fitur (X) yang didapat dari proses ekstraksi ciri HOG. Kemudian setiap feature vector jenis bentuk wajah hewan mamalia dikelompokkan menjadi jenis M1 (jenis hewan mamalia ke 1) dilabelkan dengan angka 1 (positif) dan untuk jenis M2, M3, M4, M5, M6, M7, M8, M9, M10, M11, M12, M13, M14, M15 (sampai jenis hewan mamalia ke 15) dilabelkan dengan negatif, dimana positif merupakan kelas yang ingin ditentukan dan negatif sebagai kelas lainnya. Pada prosesnya dalam penggunaan aplikasi matlab, label positif dinyatakan sebagai (1) dan negatif sebagai (0).

C. Pengujian

Pada tahap ini dilakukan menggunakan 15 jenis bentuk wajah hewan mamalia, dengan total jumlah 900 citra dengan masing-masing dibagi menjadi 60 citra untuk 1 jenis hewan mamalia. Pembagian dataset menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out*. Fold yang digunakan

dalam pengujian ini adalah 3-Fold, 4-Fold, 5-Fold, 6-Fold, dan 10-Fold agar pembagian citra di tiap partisi dari masing-masing fold merata. Kemudian data akan diklasifikasi menggunakan metode SVM kernel Linear, Polynomial, dan Gaussian. Jadi, hasil pengujian yang didapatkan berupa nilai accuracy, precision, dan recall yang berasal dari perhitungan rata-rata

sebanyak fold yang dipakai menggunakan kernel Linear, Polynomial, dan Gaussian. Pengujian tersebut dapat dilihat pada Tabel 3, Tabel 4, Tabel 5, Tabel 6 dan Tabel 7. (L = Linear, P = Polynomial, G = Gaussian)

TABEL 3. HASIL RATA-RATA ACCURACY, PRECISION DAN RECALL PADA 3 FOLD

Fold	Accuracy (%)			Precision (%)			Recall (%)		
	L	P	G	L	P	G	L	P	G
1	97.11	91.24	87.56	80.34	53.60	0.44	78.33	34.33	6.67
2	96.00	89.73	87.56	74.92	45.74	0.44	70.00	23.00	6.67
3	96.09	92.44	87.56	72.40	65.23	0.44	70.67	43.33	6.67
Rata-Rata	96.40	91.14	87.56	75.89	54.86	0.44	73.00	33.55	6.67

TABEL 4. HASIL RATA-RATA ACCURACY, PRECISION DAN RECALL PADA 4 FOLD

Fold	Accuracy (%)			Precision (%)			Recall (%)		
	L	P	G	L	P	G	L	P	G
1	96.27	93.07	87.61	74.40	67.92	7.11	72.00	48.00	7.11
2	96.68	90.22	87.56	76.87	47.72	0.44	75.11	26.67	6.67
3	96.21	92.06	87.56	75.05	63.20	0.44	71.56	40.44	6.67
4	96.09	90.58	87.56	73.62	51.14	0.44	70.67	29.33	6.67
Rata-Rata	96.31	91.48	87.57	74.99	57.50	2.11	72.34	36.11	6.78

TABEL 5. HASIL RATA-RATA ACCURACY, PRECISION DAN RECALL PADA 5 FOLD

Fold	Accuracy (%)			Precision (%)			Recall (%)		
	L	P	G	L	P	G	L	P	G
1	96.67	91.41	87.56	77.08	51.92	0.44	75.00	35.56	6.67
2	96.67	90.81	87.56	79.91	42.09	0.44	75.00	31.11	6.67
3	95.85	92.37	87.63	73.19	69.21	7.11	68.89	42.78	7.22
4	96.52	93.04	87.70	75.46	72.61	7.12	73.89	47.78	7.78
5	96.59	90.81	87.56	78.17	45.75	0.44	74.44	31.11	6.67
Rata-Rata	96.46	91.69	87.60	76.76	56.32	3.11	73.44	37.67	7.00

TABEL 6. HASIL RATA-RATA ACCURACY, PRECISION DAN RECALL PADA 6 FOLD

Fold	Accuracy (%)			Precision (%)			Recall (%)		
	L	P	G	L	P	G	L	P	G
1	96.00	92.36	87.56	73.94	62.96	0.44	70.00	42.67	6.67
2	96.00	92.27	87.56	73.60	41.42	0.44	70.00	42.00	6.67
3	96.00	90.69	87.56	73.58	55.11	0.44	70.00	30.07	6.67
4	96.62	92.71	87.56	77.11	52.50	0.44	74.96	45.33	6.67
5	97.07	92.09	87.56	80.36	49.49	0.44	87.00	40.67	6.67
6	97.16	92.71	87.64	80.98	65.01	7.11	78.67	45.33	7.33
Rata-Rata	96.48	92.14	87.57	76.60	54.42	1.55	73.61	41.01	6.78

TABEL 7. HASIL RATA-RATA ACCURACY, PRECISION DAN RECALL PADA 10 FOLD

Fold	Accuracy (%)			Precision (%)			Recall (%)		
	L	P	G	L	P	G	L	P	G
1	96.89	92.00	87.70	77.61	59.63	7.12	76.67	40.00	7.78
2	96.89	91.85	87.56	80.71	42.91	0.44	76.67	38.89	6.67
3	97.63	91.56	87.56	84.81	34.72	0.44	82.22	36.67	6.67
4	95.26	92.00	87.56	68.65	50.21	0.44	64.44	40.00	6.67
5	96.44	93.48	87.56	79.91	53.37	0.44	73.33	51.11	6.67
6	95.56	90.96	87.56	71.79	50.63	0.44	66.67	32.22	6.67
7	96.59	91.70	87.56	79.95	53.43	0.44	74.44	37.78	6.67
8	96.59	91.70	87.56	77.11	53.91	0.44	74.44	37.78	6.67

9	97.33	90.07	87.70	83.58	28.37	7.12	80.00	25.56	7.78
10	96.30	91.26	87.56	75.06	39.98	0.44	72.22	34.44	6.67
Rata-Rata	96.55	91.66	87.59	77.92	46.72	1.78	74.11	37.45	6.89

Pada Tabel 3 dapat dilihat bahwa hasil pengenalan terbaik menggunakan kernel *Linear* terlihat pada *accuracy* sebesar 96,40%, *precision* sebesar 75,89% dan *recall* sebesar 73%. Dari Tabel 3 dapat diketahui secara terurut dengan menggunakan 3 *fold* kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear*, *Polynomial* dan *Gaussian*.

Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa hasil pengenalan terbaik menggunakan kernel *Linear* terlihat pada *accuracy* sebesar 96,31%, *precision* sebesar 74,99% dan *recall* sebesar 72,34%. Dari Tabel 4 dapat diketahui secara terurut dengan menggunakan 4 *fold* kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear*, *Polynomial* dan *Gaussian*.

Pada Tabel 5 dapat dilihat bahwa hasil pengenalan terbaik menggunakan kernel *Linear* terlihat pada *accuracy* sebesar 96,46%, *precision* sebesar 76,76% dan *recall* sebesar 73,44%. Dari Tabel 5 dapat diketahui secara terurut dengan menggunakan 5 *fold* kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear*, *Polynomial* dan *Gaussian*.

Pada Tabel 6 dapat dilihat bahwa hasil pengenalan terbaik menggunakan kernel *Linear* terlihat pada *accuracy* sebesar 96,48%, *precision* sebesar 76,6% dan *recall* sebesar 73,61%. Dari Tabel 5 dapat diketahui secara terurut dengan menggunakan 6 *fold* kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear*, *Polynomial* dan *Gaussian*.

Pada Tabel 7 dapat dilihat bahwa hasil pengenalan terbaik menggunakan kernel *Linear* terlihat pada *accuracy* sebesar 96,55%, *precision* sebesar 77,92% dan *recall* sebesar 74,11%. Dari Tabel 5 dapat diketahui secara terurut dengan menggunakan 10 *fold* kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear*, *Polynomial* dan *Gaussian*.

Jika dibandingkan antara nilai *fold* dan *accuracy*, dengan bertambahnya nilai *fold* maka ada *accuracy* yang bertambah namun ada yang berkurang. *Accuracy* tertinggi menggunakan kernel *Linear* sebesar 96,55% pada 10 *fold*. *Accuracy* tertinggi menggunakan kernel *Polynomial* sebesar 92,14% pada 6 *fold*. *Accuracy* tertinggi menggunakan kernel *Gaussian* sebesar 87,60% pada 5 *fold*.

Jika dibandingkan antara nilai *fold* dan *precision*, dengan bertambahnya nilai *fold* maka seperti pada *accuracy*, ada *precision* yang bertambah namun ada yang berkurang. *Precision* tertinggi menggunakan kernel *Linear* sebesar 77,92% pada 10 *fold*. *Precision* tertinggi menggunakan kernel *Polynomial* sebesar 57,50% pada 4 *fold*. *Precision* tertinggi menggunakan kernel *Gaussian* sebesar 3,11% pada 5 *fold*.

Jika dibandingkan antara nilai *fold* dan *recall*, dengan bertambahnya nilai *fold* maka seperti *accuracy* dan *precision* ada *recall* yang bertambah namun ada yang berkurang. *Recall* tertinggi menggunakan kernel *Linear* sebesar 74,11% pada 10 *fold*. *Recall* tertinggi menggunakan kernel *Polynomial* sebesar

41,01% pada 6 *fold*. *Recall* tertinggi menggunakan kernel *Gaussian* sebesar 7% pada 5 *fold*.

Secara keseluruhan, kernel yang memberikan hasil terbaik yaitu *Linear* dengan menggunakan 10 *fold*. Berbeda dengan kernel *Linear*, kernel *Gaussian* merupakan kernel yang memberikan hasil yang paling buruk lalu kemudian kernel *Polynomial*. *Accuracy* kernel *Gaussian* dan *Polynomial* masih baik namun pada *precision* dan *recall* hasilnya tidak baik. Dari hasil penelitian ini dapat dilihat bahwa menggunakan HOG dan SVM dengan kernel *Linear* memberikan hasil yang baik dengan berbagai skenario *Cross Validation*, yaitu diatas 96% untuk akurasi, *precision* 76% dan *recall* 72%. Dibandingkan dengan penelitian terdahulu hasil penelitian ini lebih baik.

IV. KESIMPULAN

Perfoma SVM dengan fitur HOG yang memberikan hasil terbaik yaitu pada kernel *Linear* 10-Fold dengan nilai *accuracy* sebesar 96.55%, *precision* sebesar 77.92%, dan *recall* sebesar 74.11%. Proses pengujian yang memberikan hasil terbaik terdapat pada *K-Fold Cross Validation* 10-Fold. Pada *K-Fold Cross Validation* 3-Fold, 4-Fold, 5-Fold, dan 6-Fold sudah memberikan hasil yang cukup baik, namun hasil dari 10-Fold tetap yang memberikan hasil tertinggi dibandingkan dengan *Fold* yang lainnya. Kernel yang memberikan hasil terbaik pada penelitian ini adalah kernel *Linear*, sedangkan kernel yang memberikan hasil terendah adalah kernel *Polynomial*. Pada penelitian ini kernel *Gaussian* sangat tidak cocok untuk digunakan karena hasil dari pengenalan menggunakan kernel *Gaussian* sangat rendah. Untuk penelitian selanjutnya bisa dilakukan *pre-processing* pada citra sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Selain itu dapat juga dilakukan dengan membuat nilai *bin* yang berbeda pada metode HOG.

REFERENCES

- [1] S. Solari and R. J. Baker, "Mammal Species of the World: A Taxonomic and Geographic Reference by D. E. Wilson; D. M. Reeder," *J. Mammal.*, vol. 88, no. 3, pp. 824–830, 2007, doi: 10.1644/06-MAMM-R-422.1.
- [2] M. N. Alli and S. Viriri, "Animal identification based on footprint recognition," *IEEE Int. Conf. Adapt. Sci. Technol. ICASST*, 2013, doi: 10.1109/ICASSTech.2013.6707488.
- [3] M. E. Al Rivan and Y. Yohannes, "Klasifikasi Mamalia Berdasarkan Bentuk Wajah Dengan k-NN Menggunakan Fitur CAS dan HOG," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 169–176, 2019, doi: 10.35957/jatisi.v5i2.139.
- [4] Y. Yohannes and M. E. Al Rivan, "Penggunaan Global Contrast Saliency dan Histogram of Oriented Gradient Sebagai Fitur untuk Klasifikasi Jenis Hewan Mamalia," *Petir*, vol. 13, no. 1, pp. 80–85, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i1.908.
- [5] Y. Yohannes, Y. P. Sari, and I. Feristyani, "Klasifikasi Wajah Hewan Mamalia Tampak Depan Menggunakan k-Nearest Neighbor Dengan Ekstraksi Fitur HOG," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp.

- 84–97, 2019, doi: 10.28932/jutisi.v5i1.1584.
- [6] Z. Cao, J. C. Principe, B. Ouyang, F. Dagleish, and A. Vuorenkoski, “Marine Animal Classification Using Combined CNN and Hand-designed Image Features,” *Ocean. 2015 - MTS/IEEE Washingt.*, pp. 2–7, 2015, [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84963985281&partnerID=40&md5=4898b0d41c0eec6db77a6de0fe5c9a31>.
- [7] N. Manohar, Y. H. S. Kumar, and G. H. Kumar, “Supervised and unsupervised learning in animal classification,” *2016 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics, ICACCI 2016*, pp. 156–161, 2016, doi: 10.1109/ICACCI.2016.7732040.
- [8] Y. H. S. Kumar, N. Manohar, and H. K. Chethan, “Animal classification system: A block based approach,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 45, no. C, pp. 336–343, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.03.156.
- [9] S. Taheri and Ö. Toygar, “Animal classification using facial images with score-level fusion,” *IET Comput. Vis.*, vol. 12, no. 5, pp. 679–685, 2018, doi: 10.1049/iet-cvi.2017.0079.
- [10] F. Alharbi, A. Alharbi, and E. Kamioka, “Animal species classification using machine learning techniques,” *MATEC Web Conf.*, vol. 277, p. 02033, 2019, doi: 10.1051/mateconf/201927702033.
- [11] F. Fandiansyah, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, “Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis Dan K Nearest Neighbor,” *J. Inform.*, vol. 11, no. 2, 2017, doi: 10.26555/jifo.v11i2.a5998.
- [12] M. B. Pranoto, K. N. Ramadhani, and A. Arifianto, “Face Detection System Menggunakan Metode Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Support Vector Machine (SVM) Face Dtection System using Histogram of Oriented Gradients (HOG) Method amd Support Vector Machine (SVM),” *e-Proceeding Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 5038–5045, 2017.
- [13] D. Amputri, S. Nadra, G. Gasim, and M. E. Al Rivian, “Perbandingan jarak potret dan resolusi kamera pada tingkat akurasi pengenalan angka kwh meter menggunakan svm,” *J. Inform. Glob.*, vol. 8, no. 1, pp. 7–12, 2017, doi: <http://dx.doi.org/10.36982/jig.v8i1.218>.
- [14] L. Farsiah, T. Fuadi Abidin, and K. Munadi, “Klasifikasi Gambar berwarna menggunakan K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine,” no. Snastikom, pp. 1–5, 2010.
- [15] R. Brehar and S. Nedevschi, “Local information statistics of LBP and HOG for pedestrian detection,” in *2013 IEEE 9th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, 2013, pp. 117–122, doi: 10.1109/ICCP.2013.6646093.
- [16] B. Santosa and A. Umam, “Data mining dan big data analytics, ed. 2,” 2018.
- [17] Z. Si and S. Zhu, “Learning Hybrid Image Templates (HIT) by Information Projection,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, pp. 1354–1367, 2012.