

Pengenalan Bentuk Tangan dengan Ekstraksi Ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) dan Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM)

Riski Novanda¹, Kurniawan Nur Ramadhan², Prasti Eko Yunanto³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹riskinovanda@students.telkomuniversity.ac.id, ²kurniawannr@telkomuniversity.ac.id,

³gppras@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Terdapat banyak kegunaan yang dapat dilakukan oleh *Gesture* atau bentuk tangan, salah satunya ialah sebagai alat komunikasi yang kemudian kita kenal dengan Bahasa Isyarat. Dalam Bahasa Isyarat terdapat banyak bentuk tangan yang mewakili suatu arti seperti angka, huruf, kata, dan lain sebagainya. Dengan tujuan mempermudah pengenalan bentuk tangan, dilakukan pengembangan sistem yang dapat mengenali arti dari bentuk tangan sebagai bahasa isyarat. Sistem yang dikembangkan menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) dan Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Dataset yang digunakan pada sistem berupa 3800 gambar dan terdiri dari 6 label / *class*, kemudian dataset akan digunakan sebagai bahan *Training* dan *Testing* pada sistem sehingga sistem dapat mengenali arti dari tiap gambar yang menjadi masukan. Pengukuran kinerja sistem menggunakan *F1 Score* dengan akurasi sebesar 86%

Kata kunci : bentuk tangan, Hand Form Recognition, Computer Vision, PHOG, SVM, bahasa isyarat.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Teknologi merupakan suatu bidang yang perkembangannya sangat pesat dari tahun ke tahun. salah satu teknologi yang sampai sekarang masih terus berkembang pesat adalah *computer vision*. *Computer vision* merupakan salah satu cabang ilmu pengetahuan yang bertujuan untuk membuat suatu keputusan yang berguna mengenai objek fisik nyata dan keadaan berdasarkan sebuah gambar atau citra [1].

Terdapat berbagai macam topik yang diimplementasikan dengan *computer vision* salah satunya adalah sistem pengenalan bahasa isyarat dengan pola gerakan atau bentuk tangan sebagai objeknya dimana gerakan / bentuk tangan dapat digunakan sebagai bahasa isyarat oleh masyarakat difabel [2]. Berbagai pengembangan sistem terdahulu dengan topik yang sama telah dilakukan dengan menggunakan berbagai macam metode serta mendapatkan hasil akurasi yang berbeda - beda pula. Seperti pada jurnal berjudul "*Sign Language Recognition using Neural Networks*" yang menggunakan metode *Multilayer Neural Network* mendapatkan hasil akurasi sebesar 84% [3], kemudian "*American Sign Language Alphabet Recognition Using Microsoft Kinect*" yang menggunakan metode *Pixel Classification* mendapatkan hasil akurasi sebesar 90% [2] dan "*Sign Language Gesture Recognition through Computer Vision*" yang langsung menggunakan OpenCV serta *library* pendukung gratis mendapatkan akurasi sebesar 71% sampai 100% [4]. Adapun pengembangan sistem serupa dengan topik yang berbeda seperti pada jurnal berjudul "Pengenalan Aksara Bali Menggunakan Metode Pyramid Histogram of Oriented Gradients" menggunakan metode PHOG dan SVM mendapatkan akurasi sebesar 81.35% [5].

Belum adanya pengembangan sistem pengenalan bentuk tangan yang menggunakan metode ekstraksi ciri PHOG dan klasifikasi SVM. Dari latar belakang tersebut, penulis bermaksud melakukan pengembangan sistem yang dapat mengenali arti dari bentuk tangan sebagai bahasa isyarat. Sistem yang dikembangkan menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Topik dan Batasannya

Topik yang diutamakan dari tulisan ini yaitu klasifikasi gambar bentuk tangan dengan menggunakan *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) sebagai metode ekstraksi ciri citra dan Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Batasan yang ditetapkan ialah sistem hanya dapat mengenali 6 label / *class* citra : *Palm, L, Down, Index, Ok, C* dengan ukuran citra tidak kurang dari 408 x 264 piksel yang didapat dari sumber dataset[6].

Tujuan

Tujuan yang akan dicapai dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah membangun sistem yang dapat mengenali bentuk tangan dengan menggunakan metode Ekstraksi Ciri PHOG dan Klasifikasi SVM.

2. Studi Terkait

Pada penelitian tugas akhir yang 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. Penelitian terkait

No	Judul	Tahun	Deskripsi
1	American Sign Language Alphabet Recognition Using Microsoft Kinect	2015	Sistem pengenalan alfabet Bahasa Isyarat Amerika (ASL) ini menggunakan <i>low-cost depth camera</i> yaitu Microsoft Kinect. Citra tangan yang terdeteksi disegmentasikan menggunakan <i>depth contrast feature</i> berbasis algoritma <i>pixel classification</i> . Hasilnya menunjukkan bahwa metode ini mendapatkan akurasi diatas 90% dalam mengenali 24 abjad bahasa isyarat[2].
2	Sign Language Recognition using Neural Networks	2014	Pada penelitian ini sistem yang dibangun menggunakan metode <i>multilayer neural network</i> dan algoritma <i>back propagation</i> . Hasilnya menunjukan bahwa sistem tersebut mendapatkan akurasi 84%[3].
3	Sign Language Gesture Recognition through Computer Vision	2018	Pada penelitian ini mereka mencoba membuat sistem pengenalan angka 1 sampai 4 dalam bahasa isyarat. Sistem langsung dibangun menggunakan <i>Open Source Computer Vision</i> OpenCV dan <i>library</i> pendukung <i>Computer Vision</i> gratis. Tahap deteksi menggunakan 7 partisipan yang terdiri dari perempuan dan laki - laki dengan hasil akurasi tiap angka yaitu 100%, 86%, 100% dan 71%[4].
4	Penerapan Support Vector Machine untuk Pendeteksian dan Klasifikasi Motif pada Citra Batik Besurek Motif Gabungan Berdasarkan Fitur Histogram of Oriented Gradient	2018	Pada penelitian ini penulis mencoba membuat sistem pengenalan motif pada citra batik menggunakan ekstraksi ciri HOG dan klasifikasi SVM. Didapatkan akurasi sebesar 100% untuk citra yang telah dilatih, 89,33% untuk citra yang belum dilatih dan 0% untuk citra batik non besurek.[7].
5	Pengenalan Aksara Bali Menggunakan Metode Pyramid Histogram of Oriented Gradients	2020	Pada penelitian ini penulis mencoba membuat sistem pengenalan aksara bali menggunakan metode ekstraksi ciri PHOG dan didapatkan nilai <i>F1-Score</i> terbaik pada PHOG level 3 dengan 6 bin orientasi dan klasifikasi menggunakan SVM kernel linear yaitu sebesar 66.49% dan akurasi sebesar 81.35%. [5].

Pengenalan Pola

Pola adalah entitas yang terdefiniskan dan dapat diidentifikasi melalui ciri cirinya (*features*). Ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola lainnya [8]. Suatu ciri dapat dikatakan bagus jika memiliki perbedaan yang tinggi, sehingga pola dari masing - masing data dapat dikelompokkan dengan mudah dan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi. Pengenalan pola bertujuan untuk mengklasifikasikan banyak data menjadi kelompok - kelompok dimana tiap kelompok memiliki kemiripan pola berdasarkan ciri - ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu objek dengan objek lain .

Histogram of Oriented Gradient (HOG)

Histogram of Oriented Gradients (HOG) adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang digunakan dalam *image processing* untuk mendeteksi suatu objek. HOG berasal dari sebuah asumsi yang menyatakan bahwa suatu objek dapat direpresentasikan dengan baik berdasarkan bentuk. Untuk memperoleh informasi pembeda maka gambar akan dibagi menjadi cell dan setiap cell akan dihitung sebagai *histogram of oriented gradients*. Setiap piksel dalam cell berkontribusi pada saat dilakukan voting bobot untuk membangun sebuah histogram yang berorientasi pada nilai-nilai gradien yang dihitung [9].

Tahap awal dalam metode HOG yaitu menghitung masing - masing nilai gradien horizontal dan gradien vertikal. adapun rumusnya sebagai berikut :

$$dx = I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad (1)$$

$$dy = I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad (2)$$

Definisi :

dx = nilai gradien vertical

dy = nilai gradien horizontal

I(x,y)= nilai piksel pada baris x dan kolom y

Tahap kedua yaitu dengan menghitung magnitude dan orientasinya. adapun rumusnya sebagai berikut :

$$m(x, y) = \sqrt{dx^2 + dy^2} \quad (3)$$

$$o(x, y) = \arctan\left(\frac{dy}{dx}\right) \quad (4)$$

Tahap ketiga yaitu dengan menghitung nilai bin-nya. adapun rumusnya sebagai berikut :

$$hist(xA) = hist(xA) + m(x, y) \times (B - o(x, y)) \quad (5)$$

$$hist(xB) = hist(xB) + m(x, y) \times (o(x, y) - A) \quad (6)$$

Definisi :

m(x,y) = fungsi menghitung magnitude

o(x,y) = fungsi menghitung orientasi

hist(x) = fungsi menghitung histogram

xA = nilai bin ke-A

xB nilai bin ke-B

A= nilai sudut bin ke-A

B = nilai sudut bin ke-B

Tahapan terakhir adalah penggabungan histogram untuk seluruh *cell* kemudian hasil penggabungan akan dinormalisasi. adapun rumusnya sebagai berikut :

$$L_1 - norm : v' = \frac{v}{\sqrt{\|v\|^2 + \epsilon}} \quad (7)$$

$$L_2 - norm : v'' = \frac{v'}{\sqrt{\|v'\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad (8)$$

definisi :

v = vitur blok yang mengandung histogram

ε = epsilon (konstanta)
 L_1 - norm = normalisasi tahap 1
 L_2 - norm = normalisasi tahap 2
 $\|v\|$ = norm dari v
 v' = hasil normalisasi tahap 1
 v'' = hasil normalisasi tahap 2

Pyramid Histogram of Oriented Gradient (PHOG)

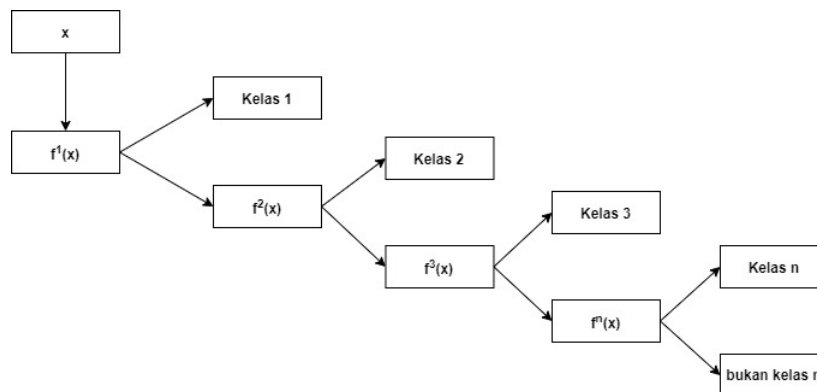
PHOG awalnya diusulkan oleh Bosch, et al. (2007) untuk mendefinisikan representasi padat dari citra pada resolusi tertentu. Ciri ini mengambil sifat spasial dari segmen lokal ke dalam satuan sementara citra direpresentasikan dengan ciri *Histogram of Oriented Gradient* (HOG). Informasi spasial direpresentasikan dengan melakukan segmentasi citra menjadi beberapa area pada beberapa resolusi berdasarkan levelnya. Masing-masing citra kemudian dibagi ke dalam urutan grid spasial yang bertambah dengan mengkuadratkan jumlah segmen pada setiap arah sumbu. Jumlah titik pada sebuah sel pada suatu level adalah jumlah dari keempat sel yang dibagi pada level berikutnya, hal ini yang membentuk representasi piramid[10].

Cara kerja dari metode PHOG adalah melakukan HOG sesuai dengan ukuran cells dan bin orientasi kemudian menggabungkannya menjadi 1 fitur seperti rumus (9).

$$PHOG_{1\dots t} = (HOG_1, HOG_2, \dots, HOG_t) \quad (9)$$

Support Vector Machine (SVM) Multi Class

Saat pertama kali diperkenalkan, SVM hanya dapat digunakan untuk mengklasifikasi data menjadi dua kelas[11]. Dalam perkembangannya, penelitian tentang SVM untuk mengklasifikasikan data terus dilakukan hingga SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan data lebih dari dua kelas yang selanjutnya biasa disebut dengan *Multi Class*. Terdapat dua pilihan untuk mengimplementasikan *Multi Class SVM*, yang pertama dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi. Salah satu metode yang dapat digunakan pada pendekatan pertama yaitu metode *One-against-all* dimana model yang dibangun sebanyak k buah model SVM, kemudian setiap k model SVM dilatih dengan menggunakan keseluruhan data untuk mencari solusi permasalahan. Selanjutnya, terdapat metode *One-against-one* dimana pada metode ini dibangun $(k(k-1))/2$ buah model klasifikasi biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua kelas.



Gambar 1. Contoh klasifikasi dengan metode One-against-all

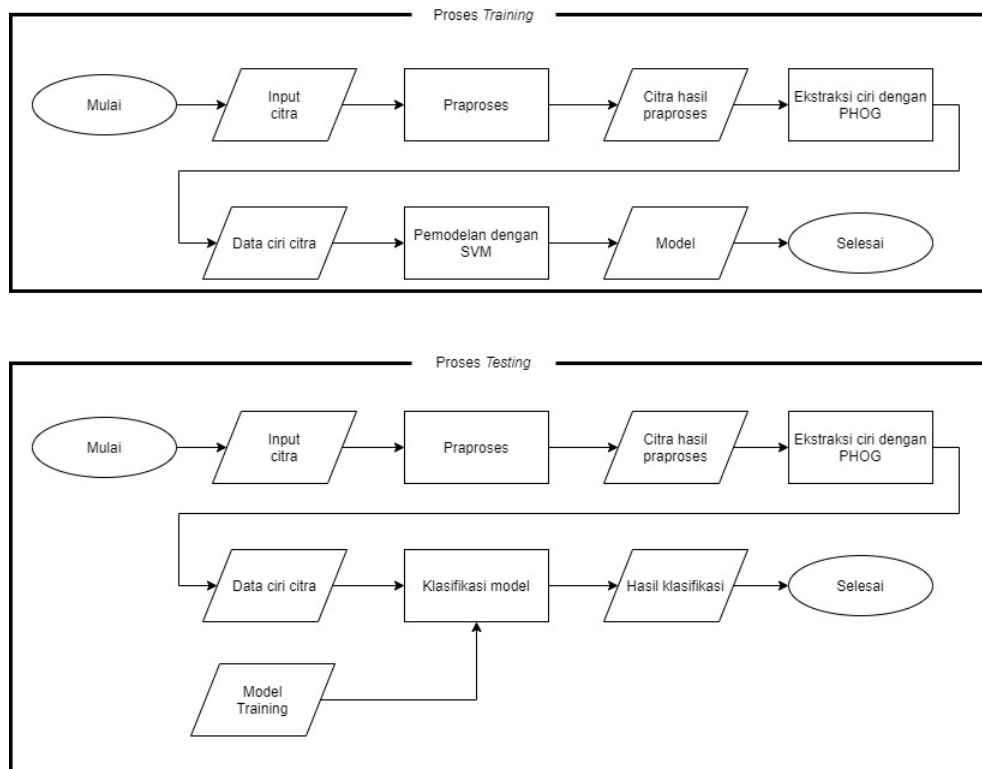
Salah satu metode pada konsep *SVM Multiclass* dapat dilihat pada gambar (1) diatas, yang merupakan metode *One-against-all*.

3. Sistem yang Dibangun

Desain sistem pengenalan bentuk tangan dimulai dari menentukan dataset yang sebelumnya sudah dilakukan pelabelan berupa citra bentuk tangan yang dibagi menjadi dua data yaitu data latih dan data uji. kedua data tersebut melewati proses ekstraksi ciri citra menggunakan metode *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) kemudian hasil ekstraksi citra melewati proses pelatihan sistem menggunakan Support Vector Machine (SVM)

hingga mendapatkan model yang kemudian akan diujikan dengan data uji. Data uji disiapkan untuk proses pengujian klasifikasi bentuk tangan.

Sistem menggunakan dataset yang didapatkan dari kaggle[6] yang memiliki 15 *class* bentuk tangan dengan total gambar sebanyak 13000 didalamnya, karena keterbatasan *resource*, pada penelitian ini penulis menggunakan 6 *class* bentuk tangan dari total 15 *class*, dengan total gambar 3800 dari 13000 total gambar yang tersedia. Lalu pelatihan dilakukan dengan dataset tersebut untuk mendapatkan model, model tersebut akan digunakan dalam pengujian untuk mendapatkan evaluasi terhadap proses pelatihan. Berikut gambaran *Flowchart* sistem.

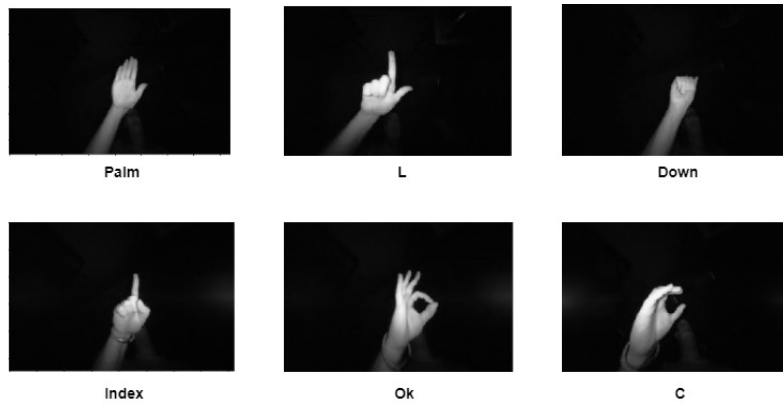


Gambar 2. Gambaran Flowchart sistem

Data evaluasi yang diambil dari proses pengujian ialah data performansi, pada hasil prediksi menggunakan model yang sebelumnya dilatih untuk mengenali gambar bentuk tangan. Gambar yang diujikan harus memiliki spesifikasi yang sama dengan gambar yang dilatih.

Dataset

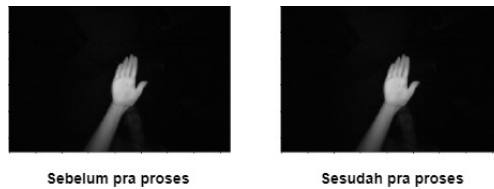
Spesifikasi dataset yang digunakan berupa susunan citra visual grayscale dari sensor inframerah. dari dataset yang disediakan, penulis mengambil sebanyak 3300 data training dan 500 data testing dengan total 6 *class* dan ukuran resolusi citra yang tidak tetap, berkisar diantara 408 x 264 sampai 420 x 273. Berdasarkan sumbernya [6], subjek bentuk tangan berupa lima orang pria dan lima orang wanita.



Gambar 3. Contoh Dataset beserta labelnya

Pra Proses

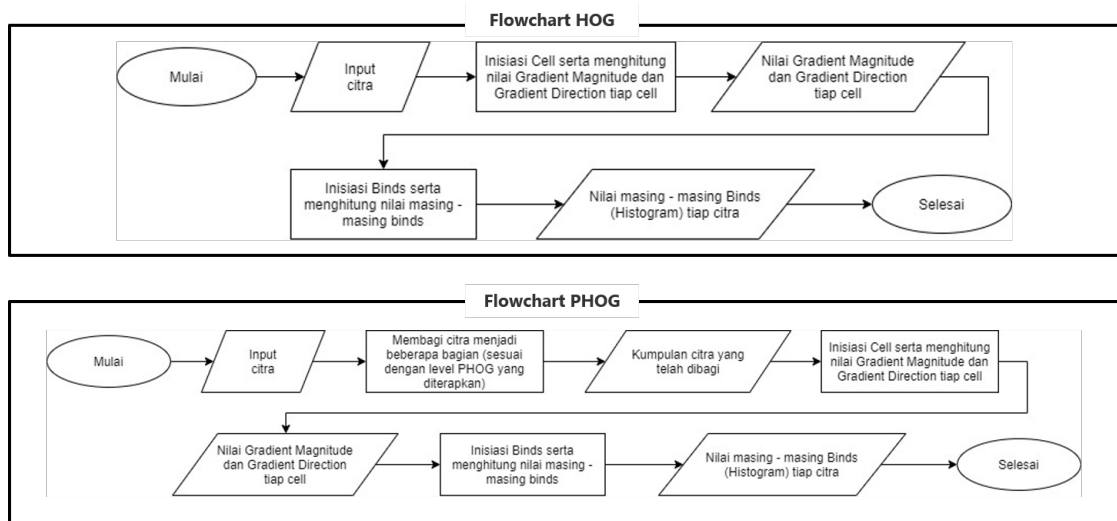
Pra Proses yang dilakukan untuk memberikan konsistensi ukuran citra yang sebelumnya inkonsistensi atau berubah - ubah dengan fitur *cropping*. *Crop* dilakukan dari ukuran resolusi citra yang sebelumnya berubah - ubah menjadi 408 x 264. dapat dilihat dari gambar (4), hampir tidak terlihat perbedaan karena pixel yang terbuang tidak banyak hanya 2 sampai 6 pixel vertikal atau horizontal.



Gambar 4. Citra sebelum dan sesudah Pra Proses

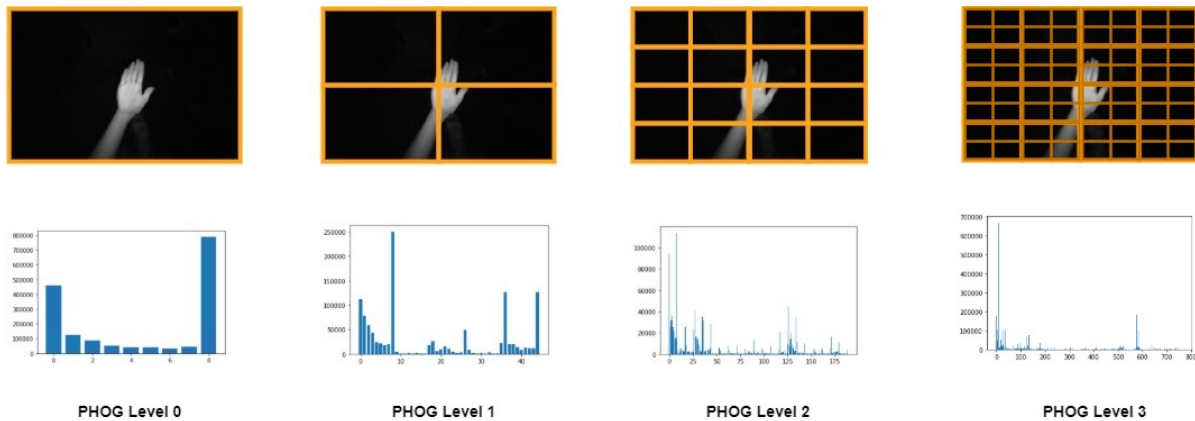
Ekstraksi Ciri dengan PHOG

Gambar hasil Pra Proses sebelumnya menjadi input untuk diekstraksi fiturnya menggunakan *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG). Cara kerja dari metode PHOG adalah melakukan HOG sesuai dengan ukuran *cells* dan *bin* orientasi kemudian menggabungkannya menjadi 1 fitur. Rumus dari PHOG dan HOG dapat dilihat pada rumus (9). Adapun alur cara kerja HOG dan PHOG dapat dilihat pada gambar (5).



Gambar 5. Gambar alur cara kerja HOG dan PHOG

Ukuran *cells* yang ditetapkan pada HOG setiap levelnya adalah sebesar 8x8 dengan *bind* sebanyak 9 dan melakukan pengujian dengan menggunakan metode PHOG level 1, 2 dan 3.



Gambar 6. Contoh PHOG dengan level yang berbeda

Pengujian

Pengujian dilakukan kepada 6 class dari model yang telah terbuat sebelumnya, dengan menggunakan data uji sebanyak 500 citra yang terdiri dari 6 class juga. Skenario pengujian dilakukan dengan mencoba menerapkan tingkatan level PHOG yang berbeda - beda. Adapun tujuan pengujian dari skenario yang dibuat yaitu menemukan level PHOG terbaik dari perbandingan hasil akhir akurasi sistem berupa *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall* dan *F1-Score*. Tahap pengujian yaitu sebanyak 500 citra uji melewati tahap ekstraksi ciri citra dengan menggunakan level PHOG yang sesuai dengan level PHOG yang telah digunakan agar data uji memiliki input yang sesuai dengan model yang telah dibuat. Setelah itu dilakukan klasifikasi dengan SVM yang kemudian didapatkan *Confusion Matrix*-nya. Didapatkan juga *Precision*, *Recall* dan *F1 Score* dari klasifikasi yang dilakukan guna mengetahui seberapa baik performa dan akurasi model untuk melakukan prediksi pada 6 label / class tersebut.

4. Evaluasi

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, dataset yang digunakan untuk pengujian sebanyak 3300 data ber-format gambar, serta class yang diprediksi berjumlah 6 class. Hasil akhir yang didapatkan dari proses pengujian yaitu berupa *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall* dan *F1 Score* dengan variasi nilai yang berbeda - beda pada tiap level PHOG yang diuji. Dari hasil *Confusion Matrix* dapat diketahui seberapa banyak prediksi benar dan prediksi salah yang dilakukan pada tiap class, kemudian dari hasil *Precision* dapat diketahui rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif pada tiap class, kemudian dari hasil *Recall* dapat diketahui rasio prediksi benar positif dibandingkan keseluruhan data yang benar positif pada tiap class, dan terakhir dari hasil *F1-Score* dapat diketahui akurasi tiap class yang dihitung dari nilai *Precision* dan *Recall*-nya. Adapun akurasi total didapatkan dari rata - rata nilai *F1-Score* pada tiap class.

4.1 Hasil Pengujian

Hasil *Confusion Matrix* pada masing - masing tingkatan dapat dilihat pada tabel (2), (3) dan (4).

Tabel 2. Hasil Confusion Matrix dengan tingkat PHOG level 1

Nilai prediksi \ nilai sebenarnya	C	Down	Index	L	Ok	Palm
C	48	0	8	6	10	0
Down	2	81	0	0	4	1
Index	2	0	37	12	2	0
L	9	0	18	55	5	1
Ok	16	3	6	7	69	2
Palm	3	2	1	0	0	76

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix dengan tingkat PHOG level 2

Nilai prediksi \ nilai sebenarnya	C	Down	Index	L	Ok	Palm
C	62	0	2	2	14	0
Down	0	81	3	0	1	1
Index	3	1	53	10	2	1
L	7	1	9	61	2	0
Ok	11	0	8	1	70	0
Palm	0	1	2	0	0	77

Tabel 4. Hasil Confusion Matrix dengan tingkat PHOG level 3

Nilai prediksi \ nilai sebenarnya	C	Down	Index	L	Ok	Palm
C	63	0	1	1	9	0
Down	0	84	0	1	0	1
Index	2	1	57	15	3	0
L	3	0	8	62	2	1
Ok	12	0	3	0	76	0
Palm	0	1	1	1	0	78

Kemudian didapatkan juga hasil *Precision*, *Recall* dan *F-Score* pada masing - masing level yang dapat dilihat pada tabel (5), (6) dan (7).

Tabel 5. Hasil Precision, Recall dan F-Score dengan tingkat PHOG level 1

	Precision	Recall	f1-score	Support
C	0.67	0.60	0.63	80
Down	0.92	0.94	0.93	86
Index	0.70	0.53	0.60	70
L	0.62	0.69	0.65	80
Ok	0.67	0.77	0.72	90
Palm	0.93	0.95	0.94	80
Accuracy			0.75	486

Tabel 6. Hasil Precision, Recall dan F-Score dengan tingkat PHOG level 2

	Precision	Recall	f1-score	Support
C	0.75	0.78	0.76	80
Down	0.96	0.94	0.95	86
Index	0.69	0.76	0.72	70
L	0.82	0.76	0.79	80
Ok	0.79	0.78	0.78	90
Palm	0.97	0.96	0.97	80
Accuracy			0.83	486

Tabel 7. Hasil Precision, Recall dan F-Score dengan tingkat PHOG level 3

	Precision	Recall	f1-score	Support
C	0.85	0.79	0.82	80
Down	0.98	0.98	0.98	86
Index	0.73	0.81	0.77	70
L	0.82	0.78	0.79	80
Ok	0.84	0.84	0.84	90
Palm	0.96	0.97	0.97	80
Accuracy			0.86	486

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Pada hasil *Confusion Matrix* dari tabel (2), (3) dan (4) terlihat perbedaan nilai pada tiap level PHOG yang diterapkan. dan pada setiap levelnya terdapat peningkatan nilai prediksi yang tepat pada tiap *class* yang diuji.

Dari tabel tersebut juga dapat dianalisis seberapa banyak kesalahan prediksi yang dilakukan. sebagai contoh pada tabel (4) yang menerapkan tingkat PHOG level 3, jika diamati terdapat kesalahan prediksi yang cukup besar diantara *class* Ok dan *class* C, dimana data uji *class* C berhasil diprediksi dengan benar sebanyak 63 dan diprediksi sebagai *class* Ok sebanyak 9. Begitupun sebaliknya, data uji *class* Ok diprediksi dengan benar sebanyak 76 dan diprediksi sebagai *class* C sebanyak 12. Kesalahan prediksi yang cukup besar juga terjadi antara *class* Index dan *class* L.

Kemudian pada hasil *Precision*, *Recall* dan *F1-Score* dari tabel (5), (6) dan (7) terlihat pula perbedaan nilai pada tiap level PHOG yang diterapkan. dan pada setiap levelnya terdapat peningkatan nilai *F1-Score* pada tiap *class* yang diuji. Dari hasil *Precision*, *Recall* dan *F1-Score* diatas, juga dapat dianalisis seberapa banyak tingkat kemiripan citra pada tiap *class* yang diuji. Sebagai contoh pada tabel (7) yang menerapkan PHOG level 3 dapat diamati bahwa *class* Down dan *class* Palm mendapatkan *F1-Score* tertinggi diatas 90% dikarenakan *Precision* dan *Recall* kedua *class* tersebut juga tinggi, menandakan bahwa model yang telah terbuat hampir tidak menemukan kemiripan antara citra *class* Down dan citra *class* Palm. sementara itu, terdapat 4 *class* yang tingkat kemiripannya masih tinggi yaitu *class* C, *class* Ok, *class* Index dan *class* L berdasarkan nilai *Precision*, *Recall* dan *Confusion Matrix*.

Untuk mengetahui kenapa terjadi kesalahan prediksi antar 2 *class* yang cukup besar, maka perlu melihat kembali data uji antar kedua *class* tersebut.



Gambar 7. Contoh citra yang memiliki kemiripan

Dari gambar (7), dapat diamati bahwa citra label L dengan citra label Index memiliki kemiripan serta citra label Ok dan citra label C juga memiliki kemiripan. Hal tersebut berdampak pada proses prediksi model yang menjadi salah pada beberapa citra yang diuji. Meski begitu, *F1-score* yang didapatkan masih diatas 80% yaitu dengan total akurasi sebesar 86% dengan menerapkan ekstraksi ciri PHOG level 3.

5. Kesimpulan

Hasil pengujian sistem pengenalan bentuk tangan dengan dataset berupa 6 *class* label dimana jumlah data latih sebanyak 3300 dan data uji sebanyak 500 serta menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradient* (PHOG) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) berhasil mengklasifikasi citra dan mendapatkan akurasi sebesar 75% dengan menerapkan metode PHOG level 1, 83% dengan menerapkan metode PHOG level 2 dan 86% dengan menerapkan metode PHOG level 3.

Dapat disimpulkan metode yang paling baik pada penelitian ini yaitu dengan menggunakan metode ekstraksi ciri PHOG level 3 yang mendapatkan akurasi sebesar 86%. Dapat disimpulkan pula bahwa semakin tinggi level PHOG yang diterapkan maka akan semakin besar kemungkinan peningkatan akurasinya. Kemudian variasi akurasi akan lebih banyak didapatkan dengan mencoba berbagai macam perubahan nilai *cells*, *binds* dan level pada ekstraksi ciri PHOG serta mencoba berbagai macam perubahan kernel pada klasifikasi SVM.

Daftar Pustaka

- [1] Linda Shapiro and George Stockman. Computer vision. pages 13–32, 2000.
- [2] Cao Dong, Ming C. Leu, and Zhaozheng Yin. American sign language alphabet recognition using microsoft kinect.
- [3] Sabaheta Dagic and Gunay Karli. Sign language recognition using neural networks. 2014.
- [4] Casam Njagi Nyaga and Ruth Diko wario. Sign language gesture recognition through computer vision. 2018.
- [5] F. Sthevanie, I Putu Indra Aristya, and K. Nur Ramadhani. Pengenalan aksara bali menggunakan metode pyramid histogram of oriented gradients. 2020.
- [6] GTI Acquired by Leap Motion. Multi-modal dataset for hand gesture recognition. <https://www.kaggle.com/gti-upm/multimodhandgestrec>, 2018.
- [7] D. Retnowati, Ernawati, and K. Anggriani. Penereapan support vector machine untuk pendeteksian dan klasifikasi motif pada citra batik besurek motif gabungan berdasarkan fitur histogram of oriented gradient. 2018.
- [8] Nesi Syafitri. Pengenalan pola untuk deteksi uang koin. 2011.
- [9] Hua chunYang and Xu An Wang. Cascade face detection based on histogram of oriented gradients and support vector machine. 2015.
- [10] R. Cahya Wihandika, A. Wahyu Widodo, and L. Nabila Harfiya. Verifikasi citra tanda tangan berdasarkan ciri pyramid histogram of oriented gradient (phog) menggunakan metode klasifikasi k-nearest neighbor. 2017.
- [11] D. Retnowati, Ernawati, and K. Anggriani. Penerapan support vector machine untuk pendeteksian dan klasifikasi motif pada citra batik besurek motif gabungan berdasarkan fitur histogram of oriented gradient. 2018.