

# Pengenalan Aksara Bali Menggunakan Metode Pyramid Histogram of Oriented Gradients

Febryanti Sthevanie <sup>#1</sup>, I Putu Indra Aristya <sup>#2</sup>, Kurniawan Nur Ramadhani <sup>#3</sup>

# Laboratorium Multimedia, Fakultas Informatika, Universitas Telkom  
Jalan Telekomunikasi No. 01, Terusan Buah Batu, Bandung, Indonesia

<sup>1</sup> [sthevanie@telkomuniversity.ac.id](mailto:sthevanie@telkomuniversity.ac.id)

<sup>2</sup> [indraaristya@students.telkomuniversity.ac.id](mailto:indraaristya@students.telkomuniversity.ac.id)

<sup>3</sup> [kurniawannr@telkomuniversity.ac.id](mailto:kurniawannr@telkomuniversity.ac.id)

## Abstract

Balinese characters consist of 18 basic characters (aksara wianjana) and 7 vowels (pengangge suara). Balinese characters can be written on paper or dried palm leaves that have rough texture and easy to be teared so it can be difficult to read. Because of that problem, a system that can recognize Balinese character on dried palm leaves has been made. In this research, Pyramid Histogram of Oriented Gradient (PHOG) has been used for feature extraction methods. The datasets that used is image datasets of each Balinese characters from AMADI Lontar Set that consist of 19.383 images and 133 classes. On testing result, F1-Score that we obtained was about 66.49% and 81.35% of accuracy using level 3 of PHOG with 6 bin orientations and linear SVM classifier.

**Keywords:** Balinese characters, pyramid histogram of oriented gradient, k-nearest neighbors, support vector machine

## Abstrak

Aksara Bali terdiri dari 18 aksara dasar (biasa disebut aksara Wianjana) yang masing-masing terdiri atas 7 aksara vokal (pengangge suara). Penulisan aksara Bali dapat ditulis pada kertas ataupun daun palem yang sudah dikeringkan dan memiliki tekstur yang kasar serta mudah sobek sehingga membuat sulit dibaca. Maka dari itu, dibuat sistem yang dapat mengenali aksara Bali pada daun palem untuk membantu dapat membaca aksara Bali. Sistem ini dibangun menggunakan metode Pyramid Histogram of Oriented Gradient (PHOG) sebagai metode ekstraksi ciri. Dataset yang digunakan adalah dataset dari AMADI Lontar Set yang berupa gambar berjumlah 19.383 gambar dengan 133 kelas. Pada pengujian didapatkan nilai f1-score terbaik pada PHOG level 3 dengan 6 bin orientasi dan klasifikasi menggunakan SVM kernel linear yaitu sebesar 66.49% dan akurasi sebesar 81.35%.

**Kata Kunci:** aksara bali, pyramid histogram of oriented gradient, k-nearest neighbors, support vector machine

## I. PENDAHULUAN

**A**KSARA Bali merupakan salah satu aksara yang ada di Indonesia, yaitu di Bali. Aksara Bali terdiri atas 18 aksara dasar atau disebut juga aksara Wianjani yang masing-masing aksara memiliki 7 huruf vokal jika ditambahkan komponen pengangge suara[2]. Aksara Bali juga dapat dituliskan pada kertas menggunakan pensil/bulpoin dan dapat juga ditulis pada daun palem (lontar). Penulisan aksara pada daun palem tersebut akan menghasilkan goresan-goresan yang jika diberi penghitam akan menunjukkan aksara yang ditulis. Biasanya, tulisan pada daun palem akan menghasilkan tulisan yang sedikit berbeda jika ditulis pada kertas

karena daun palem memiliki tekstur yang kasar sehingga sulit untuk menulis di daun palem. Di Bali, isi dari daun palem yang ditulis tersebut memuat tentang Agama Hindu, seperti mantra puja, yadnya, dan ajaran keagamaan lainnya. Namun, semakin bertambahnya waktu, beberapa lontar tersebut sudah mulai rusak dan membuat tulisan yang tertulis menjadi sulit untuk dibaca.

Perkembangan teknologi yang sudah semakin maju, akan digunakan untuk membuat sistem yang dapat memudahkan membaca isi dari lontar. Sistem ini diperlukan untuk membantu manusia, khususnya bagi orang yang awam dengan aksara Bali untuk mengenali aksara Bali secara otomatis. Sistem yang dibuat dapat mengenali aksara Bali pada lontar yang difoto sehingga masukkan dari sistem ini adalah berupa gambar dari lontar yang ingin dibaca. Sistem seperti ini sudah pernah dibuat oleh Made Sudarma menggunakan metode Linear Discriminant Analysis dengan akurasi yang didapatkan sebesar 80.88% [13]. Selain itu, juga digunakan metode Semantic Feature dengan akurasi yang didapatkan sebesar 88.89% [14]. Tantangan dari sistem ini adalah mengenali tulisan aksara Bali yang sudah pudar sehingga sulit untuk dibaca, bahkan oleh manusia.

Pada penelitian ini, digunakan metode *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (PHOG) yang dapat mengenali bentuk dari nilai gradien dan arah garis tepi. Selain itu permasalahan pada pengecekan kesamaan jumlah loops, garis, panjang dan lebar aksara dengan metode Semantic Feature yang dilakukan sebelumnya bisa diselesaikan dengan metode Pyramid Histogram of Oriented Gradient ini yang dapat mengetahui arah dari garis atau loops, bukan hanya jumlahnya. PHOG ini adalah pengembangan dari HOG yang dimana Histogram of Oriented Gradient juga pernah digunakan sebagai metode ekstraksi ciri oleh Pashuram dan Ravinda pada kasus pengenalan karakter Marathi dan mendapatkan akurasi sebesar 97.15% [7].

## II. STUDI TERKAIT

Penelitian tentang pengenalan aksara Bali sudah pernah dilakukan dengan berbagai metode. Seperti Semantic Feature yang dilakukan pada penelitian [14] mendapatkan success rate sebesar 88.89%. Metode Semantic Feature mengambil fitur dari setiap aksara dengan mengetahui jumlah garis horizontal, garis vertikal, end dan open nodes, panjang dan lebar dari setiap aksara. Dengan metode klasifikasi kNN, dapat dibedakan setiap aksara dari fitur-fitur yang tidak jauh berbeda. Hasil dari ekstraksi fitur Semantic Feature berupa angka-angka yang merepresentasikan jumlah garis horizontal, garis vertikal, end dan open nodes, panjang dan lebar aksara.

Selain itu, digunakan metode Linear Discriminant Analysis (LDA) pada penelitian [13] yang menghasilkan akurasi sebesar 80.88%. Metode LDA menentukan pattern yang membedakan fitur setiap aksara dengan mencari kombinasi-kombinasi linear dari variabel. Pada penelitian ini metode LDA berhasil mengenali aksara bali dengan akurasi sebesar 80.88%.

Pada penelitian [9] digunakan 10 macam metode ekstraksi fitur dengan 29 kombinasi atau skema yang berbeda. Pada penelitian ini digunakan metode Histogram Projection, Celled Projection, Distance Profile, Crossing, Zoning, Gradient Feature, Moment Hu, HOG, NPW dan Kirsch. Dari 10 metode tersebut, akurasi terbaik yang didapatkan adalah menggunakan HOG pada grayscale image sebesar 84.3477%. Kemudian, pada Tabel 1 ditunjukkan kombinasi dari beberapa metode ekstraksi ciri seperti HOG with Zoning, NPW-Kirsch, HOG on Kirsch Edge, HOG + NPW + Kirsch, Zoning + Called Projection, HOG + NPW-Kirsch + Zoning dan Convolutional Neural Network.

Tabel I. Akurasi dari kombinasi metode ekstraksi ciri

No	Ekstraksi Ciri	Klasifikasi	Akurasi (%)
1	HOG with Zoning	SVM	69.6859
2	HOG with Zoning	k-NN	83.5006
3	NPW-Kirsch	SVM	63.5736

4	NPW-Kirsch	k-NN	76.7105
5	HOG on Kirsch Edge	k-NN	82.0931
6	HOG + NPW + Kirsch	k-NN	84.7517
7	Zoning + Called Projection	k-NN	77.701
8	HOG + NPW-Kirsch + Zoning	k-NN	85.157
9	Convolutional Neural Network		84.3086

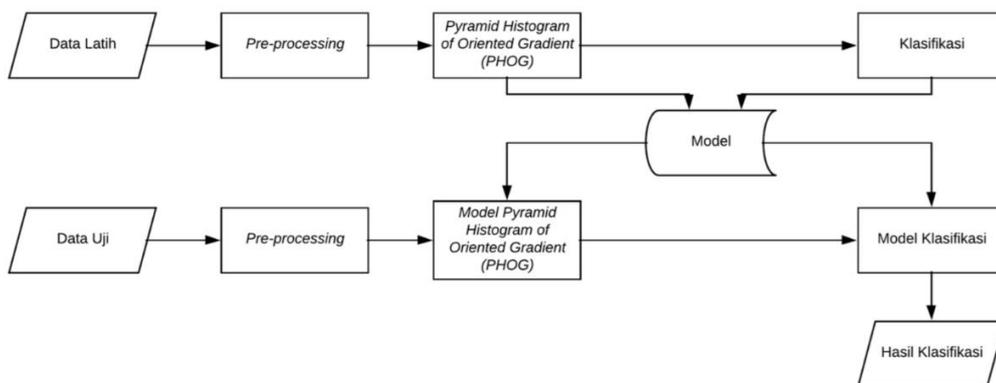
Dari semua kombinasi tersebut didapatkan akurasi terbaik sebesar 85.1557% menggunakan kNN dan HOG + NPW-Kirsch + Zoning. Dijelaskan bahwa metode NPW-Kirsch meningkatkan akurasi karena NPW dapat mengetahui garis-garis lengkungan dari aksara dengan baik. Fitur NPW diambil dari gambar yang diambil 4 arah Kirsch edge-nya. Kirsch secara horizontal, vertikal, diagonal kiri dan diagonal kanan.

Pada penelitian tersebut juga diketahui bahwa dengan hanya menggunakan HOG sebagai metode ekstraksi fitur akurasi yang didapatkan sebesar 84.3477%. Metode HOG yang dipopulerkan oleh Dalal dan Triggs pada kasus deteksi manusia melalui gambar[3] tahun 2005 dan melalui video[4] ini sudah banyak digunakan pada kasus lain, seperti pengenalan digit Arab[10], karakter Marathi[7], karakter Thailand[5].

Pengembangan dari metode HOG adalah PHOG. Metode PHOG ini menggabungkan 2 atau lebih fitur HOG dengan ukuran cells yang berbeda untuk memperkaya fitur yang merepresentasikan suatu gambar. Metode PHOG sudah pernah digunakan pada [11] dengan hasil 1.5% error dan [1] dengan akurasi sebesar 99.85%.

### III. RANCANGAN SISTEM

Pembangunan sistem ini terdiri dari tahapan pelatihan atau *training* dan pengujian atau *testing*. Pada tahap pelatihan, dilakukan percobaan sesuai skenario mengenai parameter yang akan diobservasi dengan tujuan untuk mencari model dari PHOG dan model klasifikasi yang paling baik. Pada tahap ini juga diperlukan data validasi untuk memvalidasi performansi dari model yang dicoba. Setelah didapatkan model terbaik akan digunakan data uji untuk melakukan pengujian dari model tersebut.



Gambar 1. Alur pembangunan system pengenalan aksara Bali

Gambar 1 menunjukkan alur dari proses yang berlangsung. Data latih dilakukan preprocessing yang kemudian didapatkan cirinya menggunakan PHOG. Hasil dari ekstraksi fitur menggunakan PHOG digunakan sebagai input pada proses klasifikasi. Kombinasi parameter dari PHOG dan model klasifikasi disimpan dalam bentuk model yang digunakan untuk proses pengujian.



Gambar 2. Contoh citra grayscale aksara Bali

Pada pre-processing, gambar diubah ukurannya menjadi 80 x 80 piksel dengan format grayscale. Kemudian, menghilangkan noise gambar menggunakan bilateral filter dan median blurring. Setelah itu gambar hasil pre-processing menjadi input untuk diekstraksi fiturnya menggunakan PHOG. Cara kerja dari metode PHOG adalah melakukan HOG sesuai dengan ukuran cells dan bin orientasi kemudian menggabungkannya menjadi 1 fitur seperti rumus (1).

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

Fitur HOG didapatkan dengan menghitung nilai gradien gambar terhadap sumbu x dan y dengan kernel berukuran 3 x 3 seperti Gambar 2. Kemudian dilakukan penghitungan gradient orientation menggunakan rumus (3) dan gradient magnitude menggunakan rumus (2).

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

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{g(y)}{g(x)}\right) \quad (3)$$

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

-1	-2	-1
0	0	0
+1	+2	+1

Gambar 3. Kernel untuk menghitung gradien pada sumbu X dan sumbu Y[6]

Fungsi  $m(x,y)$  merepresentasikan nilai magnitude dari citra pada posisi pixel  $(x,y)$ ,  $g(x)$  dan  $g(y)$  adalah nilai dari gradien citra pada sumbu x dan sumbu y.  $\theta(x,y)$  adalah orientasi dari gradien pada pixel  $(x,y)$ . Dari nilai gradient magnitude dan gradient orientation, akan dibentuk histogram berdasarkan pembagian area dari derajat orientasi dengan bin orientasi.



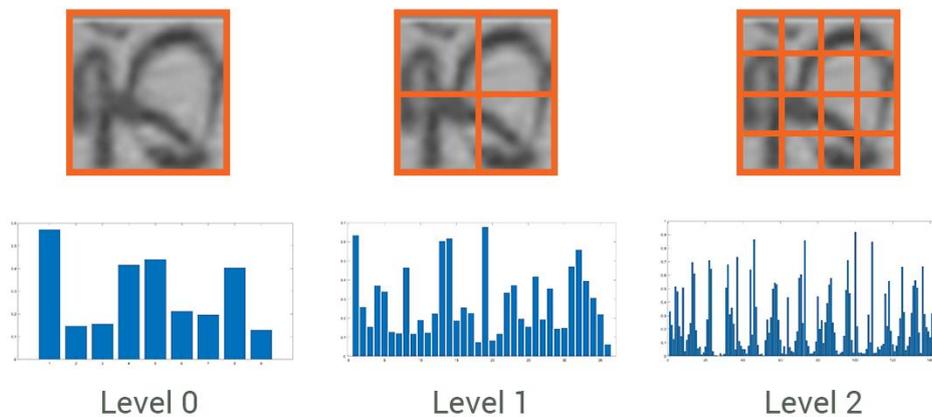
Gambar 4. Contoh gradient pada citra aksara Bali dalam sumbu X dan Y

PHOG merupakan gabungan dari fitur-fitur HOG pada setiap level. Pada penelitian ini akan diuji PHOG pada level 0 hingga level 3, dimana PHOG level 0 adalah HOG dengan ukuran cells sebesar 1 x 1. PHOG level 1 hasil penggabungan (concat) HOG dengan ukuran cells sebesar 1 x 1 dan 2 x 2 dan seterusnya seperti pada Tabel 2.

Tabel II. Level PHOG

No	Level PHOG	Kombinasi Fitur HOG
1	Level 0	HOG(1,1)
2	Level 1	HOG(1,1), HOG(2,2)
3	Level 2	HOG(1,1), HOG(2,2), HOG(4,4)
4	Level 3	HOG(1,1), HOG(2,2), HOG(4,4), HOG(8,8)

Ukuran cells pada HOG setiap levelnya adalah sebesar  $2l \times 2l$ . Kemudian pada proses klasifikasi digunakan metode SVM dan kNN terhadap data validasi yang kemudian dipilih model dengan hasil terbaik untuk dilakukan pengujian terhadap data uji. Kernel yang digunakan pada SVM adalah kernel linear, polynomial, dan RBF serta nilai k yang digunakan pada kNN adalah 1 hingga 10. Penggunaan dua classifier di sini bertujuan untuk mengukur seberapa stabil hasil ekstraksi ciri dari PHOG yang dihasilkan.



Gambar 5. Contoh histogram HOG dari aksara Bali dengan level berbeda-beda

#### IV. PENGUJIAN SISTEM

##### A. Skenario Pengujian

Pada penelitian ini dilakukan 2 skenario untuk menentukan model PHOG dan model klasifikasi yang terbaik pada kasus pengenalan aksara Bali, yaitu sebagai berikut.

##### a. Menentukan kombinasi level dan orientasi pada PHOG

Pada skenario pertama ini dilakukan percobaan untuk mendapatkan kombinasi parameter antara ukuran cells dan orientasi dari PHOG yang terbaik. Tujuan dari skenario ini adalah untuk memvalidasi metode ekstraksi ciri PHOG sehingga menghasilkan fitur yang berkualitas paling baik. Beberapa kombinasi yang diuji adalah sebagai berikut.

1. PHOG Level 0 dengan bin orientasi 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10
2. PHOG Level 1 dengan bin orientasi 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10
3. PHOG Level 2 dengan bin orientasi 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10
4. PHOG Level 3 dengan bin orientasi 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10
5. PHOG Level 4 dengan bin orientasi 4, 5, 6, 7, 8, 9 dan 10

Dari hasil fitur dari kombinasi-kombinasi tersebut, diklasifikasikan menggunakan library kNN (k=5) dan SVM linear sehingga dapat ditentukan level PHOG dan orientasi terbaik untuk mendapatkan performansi yang bagus.

b. Menentukan model klasifikasi terbaik

Pada skenario ini, akan ditentukan model klasifikasi yang terbaik untuk digunakan. Skenario ini bertujuan untuk mengukur kestabilan dari hasil ekstraksi ciri yang digunakan menggunakan dua classifier yang berbeda karakteristik. Model klasifikasi yang digunakan adalah kNN dan SVM. Pada model kNN, parameter yang diuji adalah nilai k dari 1 hingga 10 sedangkan pada model SVM, parameter yang diuji adalah kernelnya. Terdapat 3 kernel pada observasi ini, yaitu linear, polynomial, dan RBF. Model yang didapatkan dari penelitian ini diukur berdasarkan perhitungan performansi. Perhitungan performansi yang digunakan adalah menghitung f1-score menggunakan rumus (6). Dilakukan perhitungan f1-score karena dengan menghitung nilai f1-score dapat ditentukan kecocokan model dengan kasus yang ada. F1-score menghitung performansi setiap kelasnya sehingga dapat ditentukan model yang ada cocok dengan semua kelas atau tidak.

$$Precision = \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \tag{4}$$

$$Recall = \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \tag{5}$$

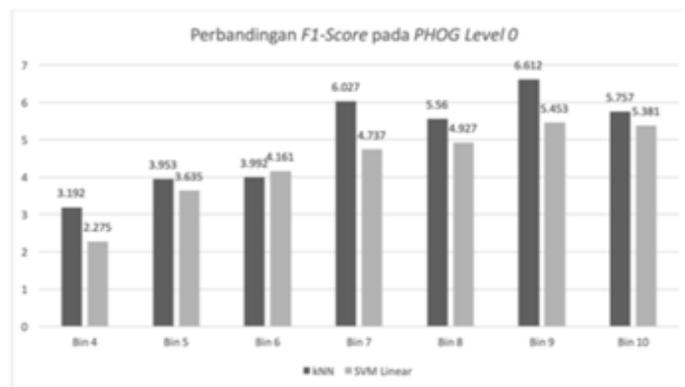
$$F1\ score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{6}$$

B. Hasil Pengujian

Berikut adalah hasil pengujian yang telah dilakukan.

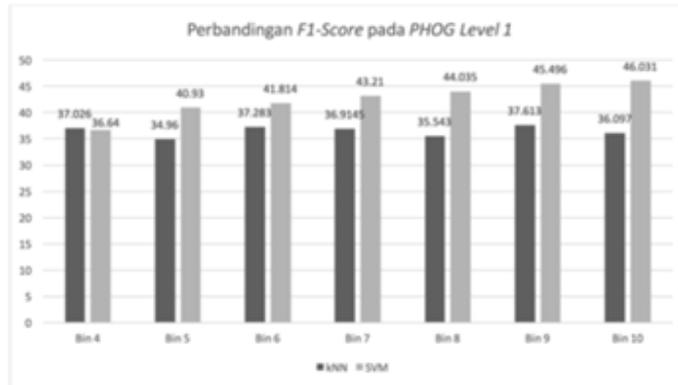
a. Hasil Pengujian Skenario I

Skenario 1 pada penelitian ini adalah untuk mencari kombinasi dari parameter-parameter yang digunakan pada PHOG. Hasil dari skenario 1 adalah sebagai berikut.



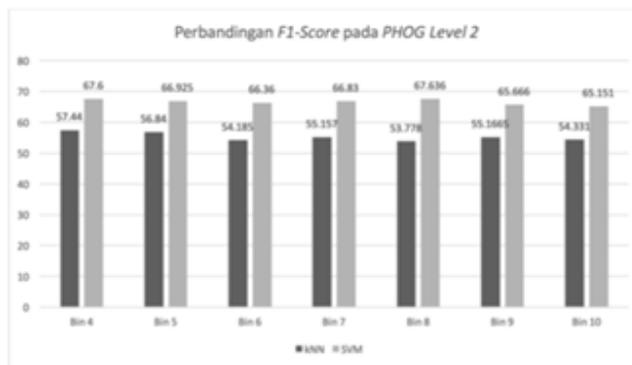
Gambar 6. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 0

Pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa f1-score tertinggi yang dihasilkan saat PHOG level 0 adalah pada bin orientasi 9 sebesar 6.612% menggunakan kNN dan 5.453% menggunakan SVM. Hal ini dikarenakan kNN cocok digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan dimensi data yang lebih sedikit. Pada level 0 ini, PHOG menghasilkan sebanyak bin orientasinya karena ukuran cells adalah 1. Selain itu, PHOG level 1 menghasilkan fitur yang kurang dapat merepresentasikan gambar karena ukuran cells-nya hanya 1 x 1.



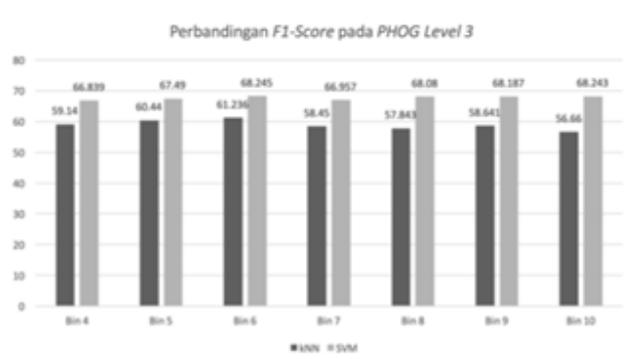
Gambar 7. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 1

Gambar 4 menunjukkan bahwa f1-score tertinggi yang dihasilkan saat PHOG level 1 adalah pada bin orientasi 9 sebesar 37.613% menggunakan kNN dan 45.496% menggunakan SVM.



Gambar 8. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 2

Gambar 5 menunjukkan bahwa f1-score tertinggi yang dihasilkan saat PHOG level 2 adalah pada bin orientasi 8 sebesar 67.636% menggunakan SVM. Namun, saat menggunakan kNN f1-score tertinggi didapatkan pada bin orientasi 9 dengan 55.1665%.



Gambar 9. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 3

Gambar 6 menunjukkan bahwa f1-score tertinggi yang dihasilkan saat PHOG level 3 adalah pada bin orientasi 6 sebesar 68.245% menggunakan SVM dan 61.236% saat menggunakan kNN.

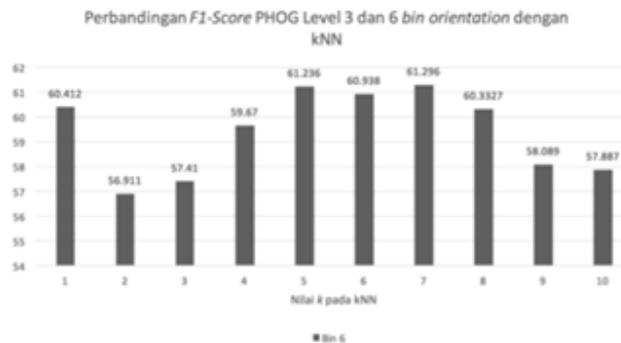


Gambar 10. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 4

Gambar 7 menunjukkan bahwa f1-score tertinggi yang dihasilkan saat PHOG level 4 adalah pada bin orientasi 5 sebesar 67.674% menggunakan SVM dan pada bin orientasi 4 sebesar 57.156% menggunakan kNN. Setelah dilakukan observasi, dapat diketahui bahwa f1-score terbaik didapatkan saat PHOG level 3 pada bin orientasi 6.

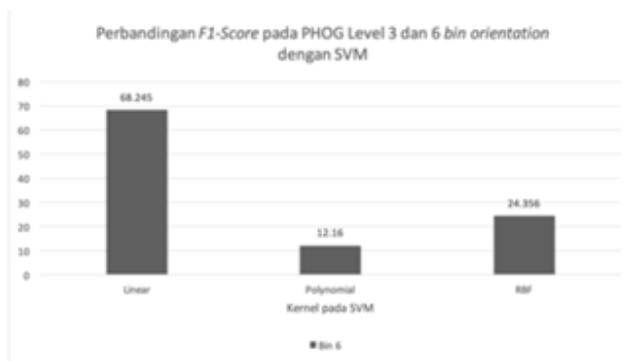
b. Hasil Pengujian Skenario II

Pada skenario 2, diuji model klasifikasi yang sesuai untuk pengenalan aksara Bali. Ekstraksi ciri yang digunakan adalah PHOG level 3 pada bin orientasi 6, karena mendapatkan performansi f1-score tertinggi sebesar 68.245% menggunakan SVM.



Gambar 11. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 3 menggunakan kNN

Gambar 8 menunjukkan performansi f1-score terbaik didapatkan pada nilai k adalah 7. Kemiripan antar data yang tinggi membuat performansi f1-score sangat dipengaruhi oleh penentuan nilai k. Pada kasus ini, nilai k terbaik didapatkan saat k = 7 dengan f1-score sebesar 61.296%. Pada Gambar 9 ditunjukkan bahwa performansi f1-score terbaik didapatkan saat kernel linear sebesar 68.245% dan terendah saat menggunakan kernel Polynomial dengan f1-score hanya 12.16%.



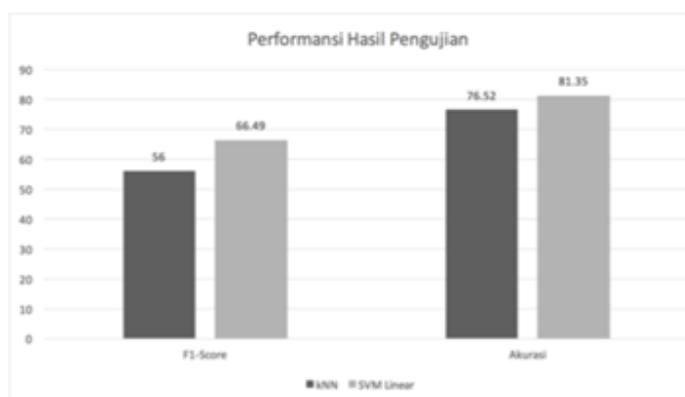
Gambar 12. Perbandingan F1-Score pada PHOG Level 3 menggunakan SVM

c. Hasil Pengujian Akhir

Sesuai dengan hasil pengujian skenario 1 dan 2, maka model pada pengujian menggunakan data uji adalah sebagai berikut.

1. Model PHOG yang digunakan adalah PHOG Level 3 dengan bin orientasi 6
2. Klasifikasi menggunakan kNN dilakukan dengan nilai k sebesar 7
3. Klasifikasi menggunakan SVM dilakukan dengan kernel linear

Gambar 10 menunjukkan bahwa f1-score yang didapatkan saat menggunakan kNN adalah sebesar 56% dan SVM sebesar 66.49%.

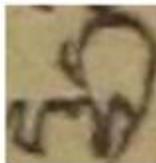


Gambar 13. Performansi Hasil Pengujian

C. Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil skenario 1 ditunjukkan bahwa performansi f1-score terbaik didapatkan dengan menggunakan PHOG level 3. PHOG pada level 0, 1 dan 2 memiliki fitur yang kurang dapat merepresentasikan perbedaan fitur pada setiap kelasnya. Semakin bertambah level, hasilnya akan semakin baik. Namun, batas dari level PHOG adalah 3 karena jika level PHOG lebih dari 3 dapat membuat model menjadi overfit. Overfit yang terjadi karena fitur menjadi semakin kompleks dan dapat membuat ciri menjadi lebih padat. Namun, jika level PHOG terlalu rendah, fitur yang dihasilkan tidak cukup untuk dapat merepresentasikan suatu data karena ukuran cells yang lebih kecil. Bin orientasi juga berpengaruh terhadap fitur. Pembagian daerah/bagian orientasi terhadap bin bisa jadi terlalu longgar dan terlalu padat. Dari hasil observasi, didapatkan level PHOG dan bin orientasi yang sesuai adalah PHOG level 3 dengan 6 bin orientasi karena pada PHOG Level 3, memuat fitur dengan ukuran cells sebesar 1 x 1, 2 x 2, 4 x 4, dan 8 x 8 yang keragamannya dapat membantu proses klasifikasi. Ukuran cells yang besar dapat memperhatikan bagian-bagian tertentu dari aksara yang membedakannya dengan aksara lain. Sedangkan ukuran cells yang lebih kecil dapat melihat gradien keseluruhan dan mengurangi kepadatan fitur yang dihasilkan oleh cells yang lebih besar.

Dengan menggunakan PHOG level 3 dan 6 bin orientasi, hasil terbaik dari skenario 2 adalah menggunakan kernel linear pada SVM. F1-Score yang didapatkan saat menggunakan kernel linear adalah sebesar 66.49%. Saat menggunakan model klasifikasi kNN, hasil terbaik didapatkan pada nilai k sebesar 7 dengan f1-score 61.296%. Hal ini karena, kNN peka terhadap dimensi data. Data yang memiliki dimensi besar tidak handal diklasifikasikan menggunakan kNN dan saat dimensi data besar, sulit untuk menentukan jarak antar data. Dimensi atau panjang fitur yang dihasilkan pada PHOG level 3 dengan 6 bin orientasi adalah sebanyak 510 fitur.



Gambar 14. Contoh kelas yang salah diklasifikasikan

Contoh dari kelas yang diklasifikasikan salah adalah seperti Gambar 11. Gambar tersebut adalah kelas BI, namun pada pengujian kelas BI juga diklasifikasikan menjadi 1, BI, DI, GI, I, NI, dan TI.

#### V. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini telah dibangun sistem pengenalan aksara Bali menggunakan metode ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients* (PHOG). Sistem yang dibangun telah dapat mengenali aksara Bali. Pada pengenalan aksara Bali menggunakan PHOG ini, dapat diambil kesimpulan bahwa PHOG level 3 dapat merepresentasikan fitur setiap kelasnya dengan baik, karena memiliki performansi paling besar daripada PHOG level 0, 1, dan 2. PHOG dengan level 3 memiliki keragaman ukuran cells sehingga dapat menyeleksi fitur dengan spesifik (menggunakan ukuran cells yang besar) dan juga dapat merepresentasikan dengan lebih umum (menggunakan ukuran cells yang lebih kecil). Bin orientasi yang terbaik juga didapatkan saat nilai bin sebesar 6, karena saat menggunakan data validasi didapatkan performansi f1-score sebesar 68.245% saat menggunakan SVM Linear. Namun, saat menggunakan model klasifikasi kNN hanya didapatkan hasil sebesar 61.236% karena fitur yang dihasilkan oleh PHOG level 3 dengan 6 bin orientasi mengakibatkan kNN sulit melakukan klasifikasi karena sifatnya yang peka terhadap dimensi yang lebih tinggi.

Hasil akhir pengujian menggunakan data uji pada penelitian ini mendapatkan f1-score saat menggunakan kNN ( $k = 7$ ) adalah sebesar 56% dan SVM linear sebesar 66.49%. Dengan itu dapat disimpulkan bahwa untuk dapat mengklasifikasikan fitur PHOG, lebih cocok menggunakan model klasifikasi SVM linear daripada model klasifikasi kNN.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] "Basabali," [Online]. Available: <https://basabali.org/Balinese-script/introduction-to-aksara-bali/>. [Accessed 2018].
- [2] M. S. A. a. M. A. Sudarma, "Balinese Script's Character Reconstruction Using Linear Discriminant Analysis," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (IJECS)*, vol. 4, no. 2, p. 479, 2016.
- [3] M. a. I. W. A. S. Sudarma, "The Identification of Balinese Scripts' Characters based on Semantic Feature and K Nearest Neighbor," *International Journal of Computer Applications*, vol. 1, p. 91, 2014.
- [4] M. W. A. B. J. C. W. G. N. M. A. S. I. M. G. & O. J. M. Kesiman, "AMADI\_LontarSet: The First Handwritten Balinese Palm Leaf Manuscripts Dataset," in *15th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR)*, 2016.
- [5] S. a. A. L. Khorashadizadeh, "Arabic/Farsi Handwritten Digit Recognition usin Histogra of Oriented

- Gradient and Chain Code Histogram," *International Arab Journal of Information Technology (IAJIT)*, vol. 4, p. 13, 2016.
- [6] P. M. a. R. S. H. Kamble, "Handwritten Marathi character recognition using R-HOG Feature," in *International Conference on Advanced Computing Technologies and Applications (ICACTA)*, 2015.
- [7] R. a. M. J. Ebrahimzadeh, "Efficient handwritten digit recognition based on histogram of oriented gradients and svm," *International Journal of Computer Applications*, vol. 9, p. 104, 2014.
- [8] G. H. N. a. T. A. B. W. Nugraha, "Pengenalan Isyarat Tangan Menggunakan Algoritma Pyramidal Lucas Kanade Dan Histogram Of Oriented Gradients," *eProceedings of Engineering*, Bandung, 2015.
- [9] L. N. A. W. W. a. R. C. W. Harfiya, "Offline signature verification based on pyramid histogram of oriented gradient features," in *1st International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*, 2017.
- [10] A. Ghandehari, M. Anvaripour and Sima, "Palmpoint verification and identification using pyramidal HOG feature and fast tree based matching.," in *2012 5th IAPR International Conference on Biometrics (ICB)*, 2012.

