

Pengenalan Pola Karakter Tulisan Tangan Aksara Bali Menggunakan Fitur *Zoning*, *Direction*, dan *Backpropagation*

I Kadek Agus Chandra Pradika^{a1}, Luh Arida Ayu Rahning Putri^{a2}, I Gede Santi Astawa^{a3}, Ida Bagus Gede Dwidasmara^{a4}, I Gede Arta Wibawa^{a5}, Made Agung Raharja^{a6}

^aProgram Studi Informatika, Universitas Udayana
Jl. Kampus Bukit Jimbaran, Gedung BF Jimbaran, Badung, Bali 80361, Indonesia

¹chandra.pradika@student.unud.ac.id

²rahningputri@unud.ac.id

³santi.astawa@unud.ac.id

⁴dwidasmara@unud.ac.id

⁵gede.arta@unud.ac.id

⁶made.agung@unud.ac.id

Abstract

Balinese script has a character with high similarity. Identifying classes between characters requires an optimal pattern recognition model by maximizing the use of feature extraction methods. The use of feature extraction methods in the dataset aims to obtain the characteristic value of each character, in the case of Balinese script data, a method with detailed feature retrieval is used using the zoning method. This study also added the additional factor of the direction feature. The learning method uses a neural network with a backpropagation algorithm. Tests on character data get the highest accuracy in the combination of 16x16 zone ICZ + ZCZ zoning features with the addition of direction features that are 91.18%, ZCZ zone 16x16 zoning and direction with 86.82% accuracy, and ICZ zoning 16x16 and direction zones with 82.43% accuracy. The highest increase in accuracy is found in the ZCZ feature with a difference of addition of 4.36%. The implementation of the model in word testing has an accuracy of 66.2 % and the results of segmentation testing are 97.33 %.

Keywords: *Balinese Script, Zoning, Direction, Neural Network, Backpropagation*

1. Pendahuluan

Aksara Bali merupakan simbol visual dari bahasa Bali. Aksara Bali dapat dikelompokkan berdasarkan bentuk dan fungsinya, yaitu aksara biasa dan aksara suci. Aksara biasa terdiri dari aksara wreastra dan swalalita. Disebut aksara biasa karena telah terbiasa dipergunakan oleh masyarakat Bali di dalam tulisan-menulis untuk memenuhi kebutuhan kehidupan sehari-hari dalam berhubungan dengan sesama melalui aksara [1]. Aksara wreastra dipergunakan sebagai media komunikasi nonverbal, seperti menulis kesusasteraan, ilmu pengetahuan, seni budaya, hukum (awig-awig), dan lain-lain.

Perkembangan globalisasi mempengaruhi pergeseran fungsi dari aksara Bali oleh karena itu, diperlukan sistem untuk mengenali karakter atau huruf aksara Bali sebagai media pembelajaran masyarakat. Saat ini di Bali telah dilakukan berbagai upaya pelestarian aksara Bali, salah satu implementasi teknologi yang digunakan adalah pengenalan pola. Karakter yang dihasilkan dari tulisan tangan memiliki variasi berbeda-beda tergantung pada penulisnya. Satu orang bahkan dapat memiliki pola penulisan yang berbeda pada karakter yang sama. Variasi pola penulisan yang tidak konsisten menyebabkan kesulitan dalam mengenali pola karakter antar kelas. Cara mendapatkan ciri dari karakter, salah satunya dapat dilakukan dengan membagi karakter menjadi beberapa wilayah, sehingga menghasilkan set fitur yang memiliki ciri unik pada satu karakter. Pendekatan metode ekstraksi fitur yang menerapkan pembagian wilayah adalah metode *Zoning*.

Secara umum, dengan metode ekstraksi fitur *zoning*, citra akan dibagi menjadi beberapa zona yang berukuran sama dan diambil cirinya [2]. Keunggulan *zoning* dibandingkan metode lainnya, antara lain merupakan metode pencirian yang sederhana, kompleksitas yang rendah dan memiliki perhitungan

yang cepat dalam mengekstraksi ciri suatu karakter [3]. Variasi ekstraksi fitur zoning yang digunakan adalah *Image Centroid and Zone (ICZ)*, *Zone Centroid and Zone (ZCZ)*, dan gabungan ICZ dan ZCZ. Pengenalan menggunakan metode *zoning* gabungan ICZ dan ZCZ pada metode *Feed Forward Backpropagation Neural Network*.

Penerapan metode *zoning* pada aksara Bali sudah dilakukan sebelumnya oleh Wiguna dan Muliantara pada tahun 2019, dari hasil pengenalan mendapatkan akurasi sebesar 72,31%. Rendahnya nilai akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini disebabkan oleh penggunaan metode zonasi yang terkadang memberikan nilai yang sama untuk karakter yang berbeda [4]. Pada aksara Bali terdapat beberapa karakter yang memiliki tingkat kemiripan yang tinggi. Analisa terhadap kemiripan 18 aksara wianjana mendapatkan beberapa aksara Bali yang memiliki tingkat kemiripan yang tinggi [5]. Beberapa karakter aksara Bali dengan tingkat kemiripan yang tinggi sulit untuk dikenali. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah metode yang sesuai untuk membedakan antar karakter, sehingga dalam proses pengenalan pola lebih akurat.

Metode ekstraksi fitur *zoning* memerlukan tambahan metode untuk mengekstraksi ciri dari karakter aksara Bali yang memiliki tingkat kemiripan yang tinggi. Ekstraksi fitur yang mengekstraksi ciri berbasis arah garis, salah satunya adalah metode *Direction*. Metode ekstraksi fitur *direction* menghasilkan nilai label arah pada piksel *foreground* citra [6]. Penerapan metode *direction* digunakan untuk mengekstraksi fitur guratan garis pada aksara Bali, sehingga dapat mengenali aksara dengan tingkat kemiripan yang tinggi.

Berdasarkan pemaparan diatas, penulis mengajukan sebuah penelitian tentang pengenalan pola tulisan tangan aksara Bali, menggunakan metode ekstraksi fitur *Zoning* dengan variasi *algoritma Image Centroid and Zone (ICZ)*, *Zone Centroid and Zone (ZCZ)*, dan gabungan ICZ dan ZCZ dan penambahan metode ekstraksi fitur *direction* untuk mengekstraksi ciri karakter dengan tingkat kemiripan yang tinggi. Metode klasifikasi menggunakan *Backpropagation*. Penggunaan metode tersebut diharapkan dapat memberikan tingkat akurasi yang tinggi pada pengenalan pola karakter tulisan tangan aksara Bali.

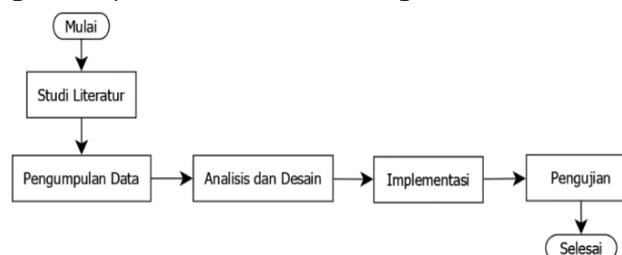
2. Metode Penelitian

2.1. Desain Penelitian

Secara umum desain penelitian dapat diuraikan menjadi beberapa tahapan, sebagai berikut:

1. Studi Literatur: Mencari sumber-sumber penelitian yang terkait dengan penelitian.
2. Pengumpulan Data: Mengumpulkan data yang digunakan dalam sistem.
3. Analisis dan Desain: Menganalisa metode penelitian dan melakukan perancangan implementasi.
4. Implementasi: Mengimplementasikan metode yang dikaji ke dalam rancangan sistem.
5. Pengujian: Pengujian akurasi dari metode yang digunakan dalam sistem.

Alur penelitian pada pengenalan pola karakter tulisan tangan aksara Bali ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Alur Penelitian

2.2. Pengumpulan Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer. Terdapat dua tipe masukan data yang digunakan. Pertama adalah citra digital tulisan tangan huruf aksara Bali, meliputi aksara wianjana, gantungan dan gempelan aksara wianjana, pengangge suara, pengangge tengenan, dan angka Bali, data ini digunakan sebagai data latih dan pengujian untuk mengetahui akurasi setiap karakter terutama dengan kemiripan yang tinggi. Kedua adalah citra digital tulisan tangan kata aksara Bali, yang

digunakan dalam pengujian untuk mengetahui hasil pengenalan karakter yang sama pada struktur penulisan.

Target sebanyak 40 responden. Setiap responden memberikan data sampel sebanyak dua kali penulisan, sehingga total dataset adalah 4400 karakter tulisan tangan aksara Bali. Total dataset aksara didapatkan dengan mengalikan 80 data sampel dari responden dengan 55 kelas karakter yaitu 4400. Sedangkan total dataset kata yaitu 100. Jumlah dataset yang didapatkan disesuaikan dengan kebutuhan model *backpropagation* untuk data latih dan data uji.

2.3. Preprocessing

Tahap *preprocessing* berguna untuk mendapatkan piksel pembentuk citra dan mereduksi *noise*. Pertama citra digital dikonversi menjadi citra biner melalui proses *greyscaling* dan *thresholding* menggunakan metode *local adaptive thresholding*. Proses menghilangkan *noise* pada citra biner menggunakan filter *mean*. Berikutnya, citra hasil filter melalui proses *thinning* menggunakan metode *zhang-zuen* untuk mendapatkan piksel pembentuk karakter dan mempercepat komputasi pengenalan pola karena jumlah piksel menjadi lebih kecil.

2.4. Segmentasi

Pada tahap segmentasi, memisahkan piksel *foreground* dengan background pada citra untuk memudahkan proses ekstraksi fitur. Proses segmentasi digunakan pada data kata aksara Bali, untuk mendapatkan karakter atau huruf pada kata tersebut. Metode segmentasi yang digunakan adalah proyeksi dan CCL. Metode proyeksi digunakan karena struktur dari aksara Bali memiliki pola penulisan vertikal dan horizontal. Untuk memisahkan beberapa karakter dalam satu dimensi yang sama, menggunakan metode CLL.

2.5. Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur *zoning* dan *direction*. Citra hasil segmentasi akan diekstraksi menggunakan kedua metode untuk mengetahui perbandingan akurasi dengan penambahan metode *direction*. Terdapat tiga algoritma *zoning* dengan mengambil ciri metrik dari objek yaitu ICZ, ZCZ, dan gabungan ICZ dan ZCZ. Hasil dari ekstraksi fitur adalah vektor baris atau kolom satu dimensi. Ciri yang dihasilkan dari metode *zoning* adalah nilai rata-rata perhitungan jarak piksel dengan *image centroid* atau *zone centroid* pada setiap zona. Sedangkan, ciri yang dihasilkan dari fitur *direction* adalah nilai arah piksel *foreground* setiap zona. Data fitur yang dihasilkan akan menjadi data latih untuk sistem dan sebagai data masukan untuk proses klasifikasi pada *backpropagation*.

2.6. Klasifikasi Backpropagation

Proses klasifikasi untuk mengenali karakter aksara Bali menggunakan metode *backpropagation*. Klasifikasi menggunakan *backpropagation* membutuhkan data masukan yaitu hasil ekstraksi fitur *zoning* dan *direction*. Data hasil ekstraksi fitur dibagi menjadi data latih dan data uji. Keluaran dari proses klasifikasi yaitu hasil pengenalan berupa nama dari 56 karakter aksara Bali. Tahap klasifikasi dibagi menjadi proses pelatihan dan pengujian.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

Dataset adalah karakter tulisan tangan aksara bali. Metode pengumpulan data menggunakan kuisioner yang diisi oleh 40 orang, sehingga dataset yang didapatkan berjumlah 4400 data karakter. Data kata aksara bali yang terkumpul berjumlah 100 kata, sehingga total dataset yang terkumpul berjumlah 4500 buah. Data kata didapatkan dari tulisan tangan satu orang pakar basa bali, dengan tujuan memvalidasi kebenaran aksara yang dibutuhkan oleh sistem. Pakar beratas nama Ni Kadek Witari, S.S. seorang guru Bahasa Bali SMP PGRI 8 Denpasar. Pakar memvalidasi kata yang diajukan oleh penulis sebagai kata yang memiliki kerakter dengan kemiripan yang tinggi. Kata yang membutuhkan validasi seperti sueca, dimana kata tersebut memiliki dua karakter yang mirip yaitu SA dan CA mengacu pada penelitian (Wibawa, 2019) tentang kemiripan akrasa bali.

3.2. Implementasi Sistem

Preprocessing berfungsi untuk mempersiapkan dataset berupa citra ke dalam bentuk yang lebih optimal untuk diolah atau pada tahap selanjutnya yaitu ekstraksi fitur. Pada penelitian ini proses *preprocessing* yang dilakukan yaitu *cropping*, *resize*, *grayscale*, binerisasi, dan *thinning*. Citra diolah sehingga memiliki dimensi yang optimal dan pengikisan piksel atau *thinning* sehingga ekstraksi berfokus pada kerangka utama aksara.

3.3. Implementasi Segmentasi

Proses segmentasi dalam dua proses untuk memisahkan berdasarkan baris dan karakter kata. Hitung *contour* citra untuk menentukan garis batas yang kontinu, diimplementasikan pada baris kode 2-3. Inisialisasi variabel untuk menentukan *Region of Interest (ROI)* dari citra, maka akan tercetak citra tersegmentasi berdasarkan dimensi baris, karakter dan batas piksel. Selanjutnya simpan roi sebagai gambar terpisah pada folder terpisah, diimplementasikan pada baris kode 4-5. Karakter diurutkan berdasarkan baris.

3.4. Implementasi Ekstraksi Fitur

Terdapat empat fitur yang diambil dari dataset. Fitur *centroid* dari pusat citra, *centroid* dari pusat zona, gabungan keduanya, dan fitur *direction*. Semua fitur akan dikombinasikan untuk mendapatkan sistem pengenalan pola paling optimal.

3.5. Pengujian Segmentasi

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi metode segmentasi yang digunakan. Berdasarkan hasil penelitian menggunakan 100 kata Aksara Bali, akurasi segmentasi sebesar 87.36 %. Hasil Pengujian Kata Aksara Bali. Hasil ini mengindikasikan bahwa metode segmentasi proyeksi dan *Connect Component Labeling (CCL)* sesuai diimplementasikan pada Aksara Bali. Berdasarkan penelitian, Aksara Bali dengan gantungan yang menyatu dengan aksaranya tidak dapat disegmentasi sehingga pada pengujian kata terbaca aksara lain oleh sistem.

3.6. Pengujian Optimasi Parameter Neural Network

3.6.1 Uji Pengaruh Hidden Layer

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh jumlah hidden layer terhadap performa model *neural network* pada *hidden layer* satu sampai lima. Untuk parameter jumlah *neuron*, *learning rate*, dan *epoch* menggunakan nilai terendah dari setiap parameter. Hasil pengujian *hidden layer* ditunjukkan pada Tabel 1.

Jumlah <i>Hidden Layer</i>	Akurasi (%)
1	43.39
2	45.16
3	38.57
4	35.41
5	29.84

Berdasarkan hasil pengujian, jumlah *hidden layer* 2 memiliki performa yang lebih baik daripada *hidden layer* 1 atau *hidden layer* 3. Model dengan arsitektur *hidden layer* 2 dapat memberikan akurasi tertinggi yaitu sebesar 45.16 %. Oleh karena itu, *hidden layer* 2 dipilih untuk diujikan dengan parameter jumlah *neuron*.

3.6.2 Uji Pengaruh Neuron Hidden Layer

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh jumlah *neuron hidden layer* terhadap performa model *neural network* pada neuron 32, 64, 128, 256, dan 512. Parameter lainnya yang digunakan yaitu

hidden layer 2, sedangkan untuk *learning rate* dan *epoch* menggunakan nilai terendah dari setiap parameter. Hasil pengujian *neuron hidden layer* ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Neuron Hidden Layer*

<i>Neuron Hidden Layer</i>	Akurasi (%)
32	32.45.16
64	46.09
128	51.16
256	58.18
512	62.05

Berdasarkan hasil pengujian, jumlah *neuron hidden layer* 512 memiliki performa yang lebih baik daripada *neuron* 32, 64, 128, dan 256. Model dengan arsitektur *neuron hidden layer* 512 dapat memberikan akurasi tertinggi yaitu sebesar 62.05 %. Oleh karena itu, *neuron hidden layer* 512 dipilih untuk diujikan dengan parameter *learning rate*. Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa semakin besar *neuron* maka semakin besar perolehan akurasi.

3.6.3 Uji Pengaruh *Learning Rate*

Learning rate merupakan salah satu parameter untuk menghitung nilai koreksi bobot pada proses pelatihan model. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh nilai *learning rate* terhadap performa model *neural network*. Nilai *learning rate* yang digunakan yaitu 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, dan 0.005. Parameter lainnya yang digunakan yaitu *hidden layer 2*, *neuron* 512, dan *epoch* menggunakan nilai terendah dari parameter. Hasil pengujian *learning rate* ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian *Learning Rate*

<i>Learning Rate</i>	Akurasi (%)
0.001	62.05
0.002	62.25
0.003	59.82
0.004	55.52
0.005	43.09

Berdasarkan hasil pengujian, *learning rate* 0.002 memiliki performa yang lebih baik daripada 0.001, 0.003, 0.004, dan 0.005. Model dengan arsitektur *learning rate* 0.002 dapat memberikan akurasi tertinggi yaitu sebesar 62.25 %. Oleh karena itu, *learning rate* 0.002 dipilih untuk diujikan dengan parameter *epoch*.

3.6.4 Uji Pengaruh *Epoch*

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh jumlah *epoch* terhadap performa model *neural network*. Nilai *epoch* yang digunakan yaitu 100, 200, 400, 800, dan 1600. Parameter lainnya yang digunakan yaitu *hidden layer 2*, *neuron* 512, *learning rate* 0.002. Hasil pengujian *epoch* ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian *Epoch*

<i>Epoch</i>	Akurasi (%)
100	62.56
200	63.7
400	67.13
800	68.28
1600	70.68

Berdasarkan hasil pengujian, *epoch* 1600 memiliki performa yang lebih baik daripada 100, 200, 400, dan 800. Model dengan arsitektur *epoch* 1600 dapat memberikan akurasi tertinggi yaitu sebesar 70.68 %. Oleh karena itu, *epoch* 1600 dipilih untuk pengujian jenis fitur. Parameter yang terpilih yaitu jumlah *hidden layer* 2, *neuron* 512, *learning rate* 0.002, dan *epoch* 1600.

3.7. Klasifikasi Menggunakan Fitur Zoning

Pengujian metode *zoning* terdapat sembilan skenario yaitu kombinasi pengujian pada jenis dan zona. Variasi ekstraksi fitur *zoning* yang digunakan yaitu ICZ, ZCZ, dan gabungan ICZ dan ZCZ, sedangkan untuk pembagian zona yaitu 4x4, 8x8, dan 16x16. Fitur berekstensi *microsoft excel comma separated values (csv)*. Hasil pengujian metode *zoning* dengan variasi jumlah zona ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Metode *Zoning* dengan Jumlah Zona

Jumlah zona	ICZ (%)	ZCZ (%)	ICZ dan ZCZ (%)
4 x 4	70.68	71.85	75.94
8 x 8	80.39	85.76	86.97
16 x 16	82.43	86.82	91.18
Rata – rata	77.83	81.47	84.69

Berdasarkan hasil pengujian didapatkan kombinasi terbaik dengan akurasi pelatihan tertinggi adalah ICZ dan ZCZ zona 16x16 dengan akurasi mencapai 91.18 %. Diikuti oleh ZCZ zona 16x16 dengan akurasi 86.82 %. Berdasarkan akurasi di setiap variasi *zoning*, kelompok ICZ dan ZCZ memiliki rata-rata akurasi tertinggi yaitu 84.69 %. Kelompok ZCZ mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 81.47 % dengan akurasi terbaik pada zona 16x16 yaitu sebesar 86.82 %. Kelompok ICZ mendapatkan rata-rata akurasi terkecil, sebesar 77.83 % dengan akurasi terbaik pada zona 16x16 yaitu 82.43 %.

3.8. Klasifikasi Menggunakan Fitur Zoning dan Fitur Direction

Pengujian kedua adalah kombinasi ekstraksi fitur *zoning* dan *direction*. Setiap fitur *zoning* yang terpilih ditambahkan fitur *direction*. Tujuan pengujian ini adalah menambahkan kemungkinan peningkatan akurasi fitur untuk pengujian model *neural network*. Hasil perbandingan dari pengujian penambahan metode *direction* ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Akurasi Pengenalan Pola Aksara Bali

Algoritma Zoning	Akurasi Metode Zoning (%)	Akurasi Metode Zoning dengan Penambahan Direction (%)	Peningkatan Akurasi (%)
ICZ	82.43	88.85	6.42
ZCZ	86.82	96.03	9.21
ICZ dan ZCZ	91.18	97.61	6.43

Berdasarkan hasil pelatihan *neural network* kombinasi fitur ICZ dan ZCZ zona 16x16 dan *direction* mendapatkan hasil akurasi tertinggi yaitu 91.18 %. Diikuti fitur ZCZ zona 16x16 dan *direction* mendapatkan akurasi sebesar 86.82 %. Akurasi terendah didapatkan oleh fitur ICZ zona 16x16 dan *direction* dengan akurasi sebesar 82.43 %. Fitur *direction* ditujukan untuk menambahkan keberagaman ciri dari citra, dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi dari metode *zoning*. Akurasi fitur *direction* sendiri sebesar 82.8 %.

3.9. Identifikasi Kata Aksara Bali

Pengujian keempat adalah pengujian terhadap data kata dimana model *train neural network* menggunakan kombinasi fitur ICZ dan ZCZ zona 16x16 dan *direction*. Kata yang diuji berjumlah 100 kata. Pertama import kata dan lakukan proses *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan prediksi per karakter dengan keluaran label karakter.

Pengujian pada dataset kata Aksara Bali mencapai tingkat akurasi 66.2 %. Dan pada akurasi segmentasi mencapai 97.33 %. Keseluruhan hasil pengujian terlampir pada Lampiran 3 Akurasi

Pengujian Kata Aksara Bali. Hasil ini dipengaruhi karena terdapat persamaan bentuk karakter namun berbeda kelas data dan tidak didukung penggunaan *rule base* untuk membedakan kedua karakter dalam satu susunan kata tersebut. Contoh pada kasus ini adalah karakter aksara NA dengan gantungan KA yang memiliki karakter yang sama namun di kelas yang berbeda. Dengan menggunakan sistem yang dirancang hanya dapat membedakan karakter berdasarkan bentuk, tidak berdasarkan letak karakter pada susunan kata. Oleh karena itu, akurasi pada pengenalan karakter tersebut cenderung rendah. Hasil pengujian pada pengenalan kata ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan Akurasi Pengenalan Pola Aksara Bali

No	Data Kata	Citra	Total Karakter	Karakter Segmentasi Benar	Jumlah Karakter Benar	Akurasi Segmentasi (%)	Akurasi (%)
1	Nangka		3	3	3	100	100
2	Ngaba		2	2	2	100	100
3	Ngahngah		4	4	4	100	100
4	Jalananga		4	4	4	100	100
5	Nengkek		7	7	7	100	100
Rata – rata Akurasi						87.36	66.2

Faktor lainnya yang menentukan akurasi adalah hasil segmentasi karakter. Segmentasi memiliki kekurangan pada pemisahan karakter yang menyatu. Karakter tersebut dibaca menjadi satu karakter, sehingga kesulitan dalam mengidentifikasi kelas karakter. Contohnya pada kasus ini adalah karakter yang memiliki gantungan karena cenderung responden menuliskan gantungan menyatu dengan aksara dasarnya.

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini mendapatkan hasil pengujian dari dataset karakter dan kata Aksara Bali menggunakan empat jenis fitur dengan tiga kombinasi fitur yaitu *zoning image centroid zone (ICZ)*, *zone centroid zone (ZCZ)*, gabungan keduanya (*ICZ+ZCZ*), dan *direction*, serta metode pembelajaran *neural network* dengan *backpropagation*. Berdasarkan hasil penelitian, didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Berdasarkan pengujian individual terhadap keempat jenis ekstraksi fitur, akurasi tertinggi didapatkan dari metode *zoning ICZ* dan *ZCZ* dengan zona 16x16 yaitu sebesar 91.18 %. Diikuti oleh *zoning ZCZ* zona 16x16 dengan akurasi 86.82 %, *zoning ICZ* zona 16x16 dengan akurasi 82.43 %, dan *direction* dengan akurasi 82.8 %.
2. Berdasarkan pengujian kombinasi akurasi *zoning* sebelumnya dengan penambahan *direction*, akurasi tertinggi didapatkan dari metode *zoning ICZ* dan *ZCZ* dengan akurasi mencapai 97.61 %. Diikuti oleh *zoning ZCZ* dengan akurasi 96.03 %, dan *zoning ICZ* dengan akurasi 88.85 %. Peningkatan akurasi tertinggi setelah penambahan *direction* terdapat pada fitur *ZCZ* dengan kenaikan sebesar 9.21 %. Hal tersebut membuktikan bahwa penambahan fitur *direction* dapat memberikan peningkatan performa model pengenalan pola khususnya pada data tulisan tangan.
3. Berdasarkan pengujian terhadap 100 kata mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 66.2 %. Hasil ini disebabkan karena kesamaan bentuk karakter namun berbeda kelas dan kekurangan segmentasi pada pemisahan karakter yang menyatu.

Daftar Pustaka

- [1] BW, T. A. Hermanto, I. G. R and D, R. N, "Pengenalan Huruf Bali Menggunakan Metode Modified Direction Feature (MDF) Dan Learning Vector Quantization (LVQ)", Konferensi Nasional Sistem dan Informatika 2009, 7–12, 2009.
- [2] I. D. A. M. Sartini, M. W. A. Kesiman and I. G. M. Darmawiguna, "Pengembangan Text to Digital Image Converter untuk Dokumen Aksara Bali", Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI), 2(1), 2013.
- [3] I. G. A. Wibawa, "Analisa Kesamaan Aksara Bali Menggunakan Template Matching", Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana, 8(2), 2019.
- [4] I. K. A. G. Wiguna and A. Muliantara, "Introduction of Balinese Script Handwriting Using Zoning and Multilayer Perceptron", International Journal of Application Computer Science and Informatic Engineering (ACSIE), 1(1), 1–10, 2019.
- [5] I. Mulia, "Pengenalan Akasara Sunda Menggunakan Ekstraksi Ciri Zoning dan Klasifikasi Support Vector Machine. Skripsi", Skripsi. Departemen Ilmu Komputer Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2012.
- [6] R. Aristantya, I. Santoso and A. A. Zahra, "Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan Metode Zoning dan SVM (Support Vector Machine)", Transient, 7(1), 174–178, 2018.