

PENGENALAN HURUF BALI MENGGUNAKAN METODE MODIFIED DIRECTION FEATURE (MDF) DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)

Tjokorda Agung BW¹, I Gede Rudy Hermanto², Retno Novi D³
^{1,2,3} *Fakultas Teknik Informatika Institut Teknologi Telkom, Bandung*
¹cok@ittelkom.co.id, ²113040013@stttelkom.ac.id, ³rvi@ittelkom.ac.id

ABSTRACT

Pattern recognition technology has improved and is useful for human life. One type of this technology is handwriting recognition. Indonesia with its varied cultures has many kind of regional characters. Balinese character is one of them that has a very unique shape and contour. Each character has a lot of similarity and can be differentiated by only a stretch line. For recognition Balinese character recognition system has been developed using the Modified Direction Feature (MDF) method. This system analyzes the the system accuracy and extracted the element that can change the accuracy level. MDF technique is a technique that takes features from all directions to make a specific feature. The feature vectors taken from images, show the uniqueness of Balinese character. Feature vectors resulted from MDF, will then become an input data for classification process using Learning Vector Quantization (LVQ). This Balinese character recognition system can be used for feature extraction, where the distance of each feature vectors is enough to differentiate patterns. It is found that the accuracy of the system is influenced by normalization, transition and region division.

Keywords: *Modified Direction Feature, Learning Vector Quantization, Feature Vector*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi sangat banyak memberi pengaruh terhadap perkembangan ilmu pengetahuan salah satunya adalah dalam hal pengenalan pola. Sistem pengenalan pola saat ini sudah banyak berkembang dan juga dimanfaatkan seperti pengenalan sidik jari yang berupa image, pengenalan suara, sampai pengenalan tulisan. Sistem pengenalan pola yang digunakan sangatlah membantu dalam kehidupan manusia ataupun juga digunakan sebagai pembangun dari sistem lain dimana pengenalan pola tersebut digunakan. Salah satu dari pengenalan pola yang umum yang dikenal orang adalah pengenalan tulisan.

Pengenalan tulisan mengalami perkembangan pesat dimana bermunculan teori-teori dan algoritma baru yang dapat digunakan. Keunikan dari setiap tulisan dan sifat dari setiap teori menghasilkan sebuah permasalahan baru yang menarik untuk diangkat^[2]. Indonesia yang memiliki kekayaan kebudayaan yang tinggi tentunya memiliki kelebihan tersendiri dalam hal tulisan dimana kita mengenal berbagai macam tulisan daerah. Kekayaan ini dapat menjadi penelitian tersendiri dengan melakukan pengenalan terhadap pola dari tulisan daerah ini. Masing masing daerah mempunyai bentuk huruf yang beragam dan memiliki keunikan tersendiri.

Pengenalan tulisan yang dijadikan objek dalam penelitian ini adalah tulisan daerah Bali. Tulisan Bali memiliki keunikan dari bentuknya yang hampir sama satu dengan yang lainnya dan beberapa tulisan hanya dibedakan oleh satu guratan garis. Hal ini menjadi suatu permasalahan tersendiri dalam mempelajari/mengenal tulisan Bali^[6].

Mekanisme pengenalan huruf Bali yang dibuat akan menggunakan teknik *Modified Direction Feature (MDF)* dan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (*Learning Vector Quantization*) dalam hal klasifikasinya. Teknik MDF ini sendiri merupakan teknik hasil pengembangan dari metode *Direction Feature (DF)*. Teknik ini menggabungkan antara teknik DF dan *Transition Feature (TF)*^[3]. Perubahan yang terjadi dari DF adalah dalam hal pembentukan vektor ciri. MDF akan menghasilkan vektor ciri dengan pedoman arah horizontal dan vertikal, kemudian melakukan penggabungan untuk menghasilkan vektor ciri yang spesifik sehingga akan dapat digunakan untuk mengenali huruf Bali.


2. Landasan Teori

2.1 Direction Feature

Direction Feature (DF) adalah pencarian nilai feature berdasarkan label arah dari sebuah pixel^[5]. Pada metode ini setiap pixel foreground pada gambar memiliki arah tersendiri dimana arah yang digunakan terdiri dari 4 arah dan masing masing arah diberikan nilai atau label yang berbeda^[5]. Arah yang digunakan pada pelabelan arah dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai Label dan Arah pada DF

Arah	Nilai	Bentuk
Vertikal	2	
Diagonal Kanan	3	/

Horizontal	4	
Diagonal Kiri	5	

Untuk melakukan pelabelan arah pada masing masing pixel dapat dilakukan dengan cara sebagai berikut:

1. Lakukan pengecekan secara raster dari kiri ke kanan
2. Apabila menemukan sebuah pixel foreground maka lakukan pengecekan dengan melihat tetangga dari pixel tersebut.
3. O adalah pixel yang akan dicek, kemudian pengecekan dilakukan dari x1 – x8. Apabila pada posisi tetangga dari x1 sampai x8 ditemukan pixel foreground, maka ubahlah nilai O menjadi nilai arah berdasarkan aturan dibawah ini:
 - Jika pada posisi x1 atau x5 maka nilai arah adalah 5
 - Jika pada posisi x2 atau x6 maka nilai arah adalah 2
 - Jika pada posisi x3 atau x7 maka nilai arah adalah 3
 - Jika pada posisi x4 atau x8 maka nilai arah adalah 4

Tabel 2. Matrik Ketetangaan Dalam Penentuan Nilai Label

X1	X2	X3
X8	O	X4
X7	X6	X5

2.1.1 Transition Feature

Ide dari Transition Feature (TF) adalah menghitung posisi transisi dan jumlah transisi pada bidang vertikal dan horizontal dari gambar^[4]. Transisi adalah posisi dimana terjadinya perubahan pixel dari background menjadi foreground tetapi tidak sebaliknya. Nilai pada TF didapat dari pembagian antara posisi transisi dengan panjang ataupun lebar dari suatu gambar. Nilai TF ini akan diambil dari 4 arah yaitu kiri ke kanan, kanan ke kiri, atas ke bawah, dan bawah ke atas. Nilai transisi dari masing-masing arah akan selalu berkisar antara 0-1 dimana nilainya selalu menurun. Jumlah transisi yang diambil dari setiap arah tidaklah sembarangan, hal ini tergantung dari jumlah transisi maksimal yang ditetapkan. Apabila terdapat transisi lebih dari jumlah maksimal transisi maka transisi tersebut tidak akan dihitung. Namun apabila jumlah transisi yang ditemukan kurang dari jumlah maksimal maka nilai transisi yang diberikan adalah 0^[4].

2.1.2 Modified Direction Feature

Untuk mencari nilai feature vektor yang akan diproses, kita harus mencari nilai transisi (TF), nilai arah (DF), dan menentukan banyaknya transisi yang dipakai. MDF, TF, dan DF diambil dari 4 segmen arah yaitu kiri ke kanan, kanan ke kiri, atas ke bawah, dan bawah ke atas.

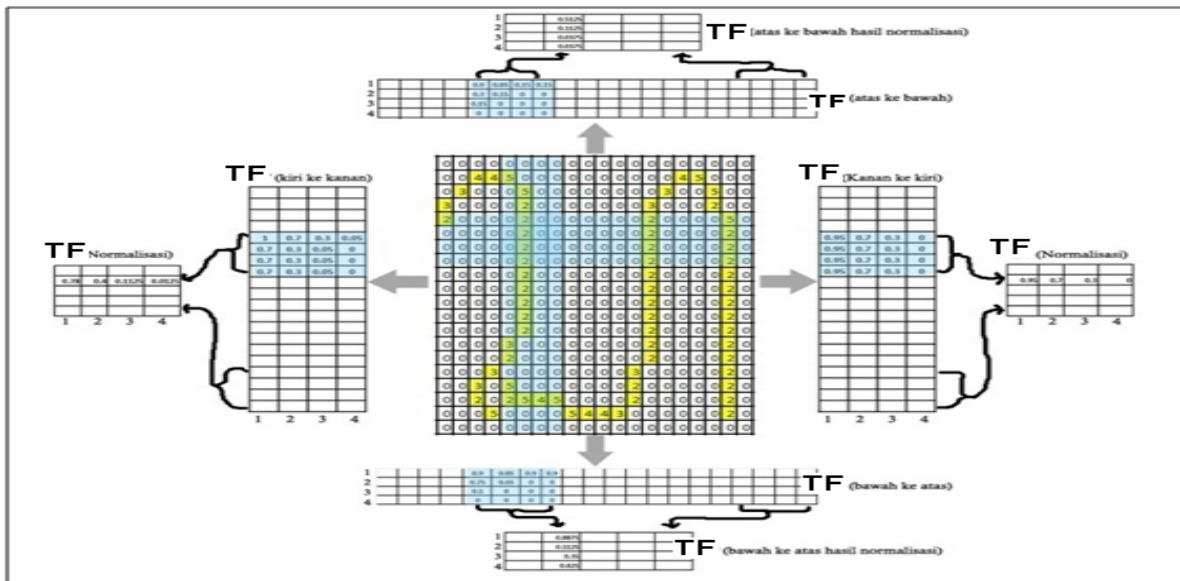
a) Menentukan Nilai Transisi

Dalam menentukan nilai transisi hal pertama yang dilakukan yaitu melakukan pemindaian pada masing masing pixel dari masing masing arah. Nilai transisi (TF) adalah nilai dari pembagian antara posisi dari transisi dengan panjang atau lebar dari gambar^[5]. Apabila pemindaian dilakukan dari kiri ke kanan atau dari kanan ke kiri maka nilai transisi diambil dari pembagian posisi transisi dengan lebar gambar. Apabila proses pemindaian dari atas ke bawah atau dari bawah ke atas maka nilai transisi diambil dari pembagian posisi transisi dengan panjang gambar. TF selalu berkisar antara 0 – 1. Transisi pertama yang ditemukan selalu mempunyai TF yang terbesar.

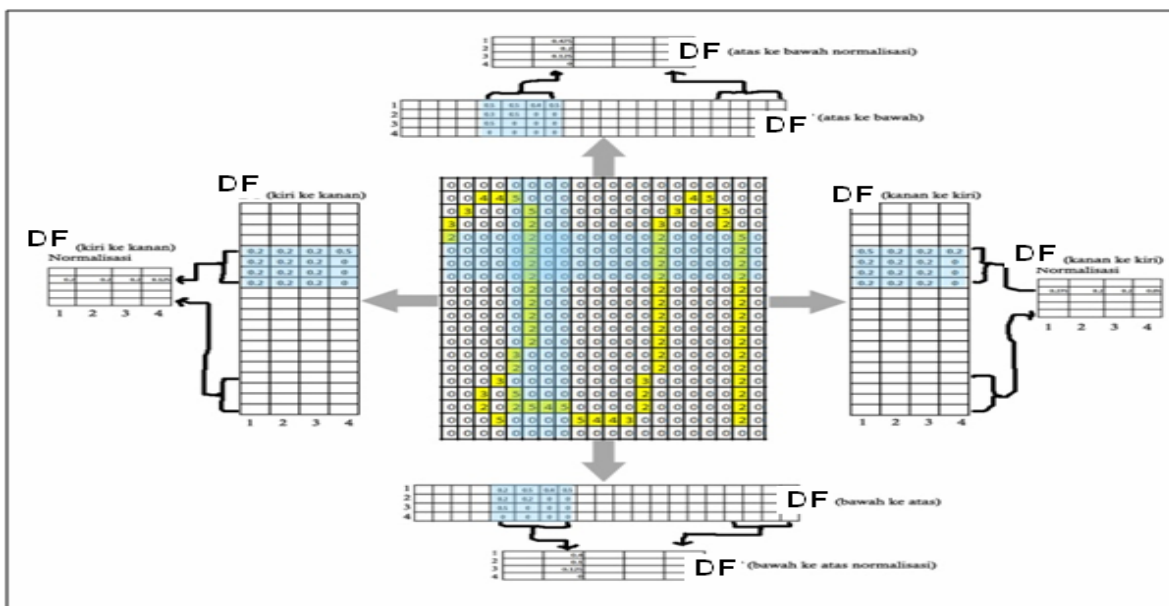
b) Menentukan Nilai Arah

Ketika sebuah transisi ditemukan, selain menyimpan TF, DF juga disimpan. DF ini diambil dari pembagian label arah pada posisi ditemukan transisi dengan nilai pembagi. Pada penelitian ini nilai pembagi yang digunakan adalah 10 seperti yang tercantum dalam referensi^[5]. Apabila jumlah transisi yang ditemukan kurang dari jumlah transisi yang digunakan maka DF sisanya diberikan nilai 0.

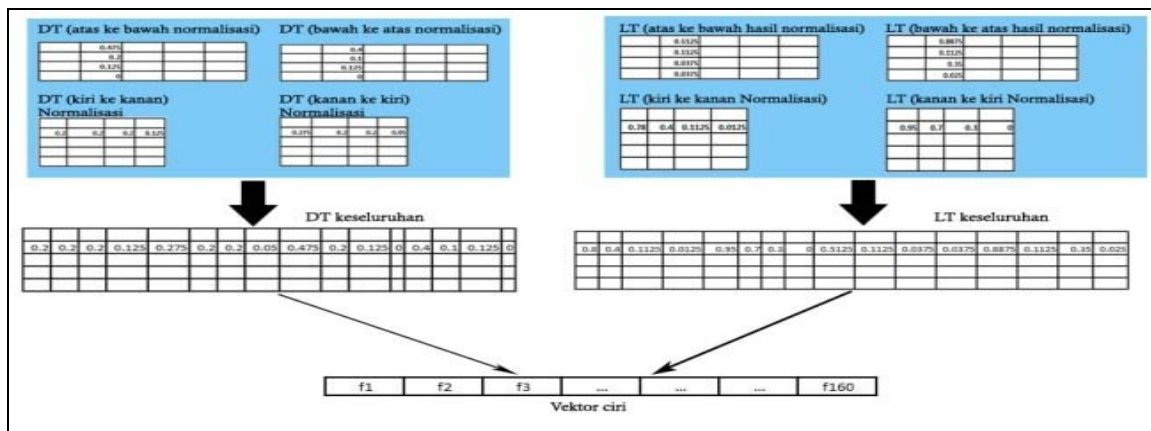
Setelah semua nilai DF dan TF dari 4 arah dicari maka akan dilanjutkan dengan melakukan normalisasi vektor ciri yang didapat pada setiap arah pencarian yang semula dengan dimensi jumlah_transisi x panjang_image atau jumlah_transisi x lebar_image menjadi jumlah_transisi x 5 untuk semua arah pencarian. Normalisasi dilakukan dengan merata-ratakan nilai vektor ciri^[3].



Gambar 1. Proses Pembentukan Nilai TF Menggunakan 4 Transisi



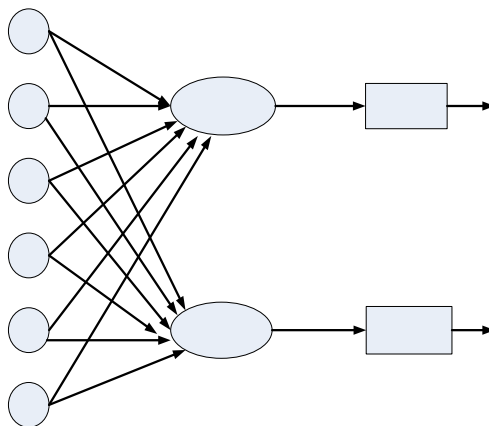
Gambar 2. Proses Pembentukan Nilai DF Menggunakan 4 Transisi



Gambar 3. Penggabungan Nilai TF dan DF Menjadi Vektor Ciri

2.2 Klasifikasi dengan LVQ

LVQ merupakan salah satu jenis metode Jaringan Syaraf Tiruan *Supervised Learning* pada lapisan kompetitif^[5]. LVQ adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif (*competitive layer net*) yang terawasi (*supervised learning*). Dalam LVQ, data dianggap sebagai vektor vektor input. Data dapat dinotasikan sebagai $x_i \in R^d$ untuk $i=1...n$, dimana n adalah banyaknya data. Kemudian data-data tersebut dilatih sesuai dengan pola-pola yang sesuai. Untuk lebih mudahnya pola-pola setiap data dinotasikan sebagai $y_i \in \{1,2,3,...,m\}$ untuk $i=1,2...n$ dimana n adalah banyaknya data dan m adalah banyaknya pola yang dilatih. Pada tahap identifikasi pola, LVQ mengelompokkannya ke dalam pola yang mempunyai jarak Euclidian paling dekat. Gambar 4 menunjukkan arsitektur LVQ^[11] yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 4. Arsitektur LVQ

Adapun algoritma metode LVQ adalah sebagai berikut^[11]:

1. Tetapkan bobot (w), maksimum epoh (MaxEpoh), error minimum yang diharapkan (Eps) dan Learning rate (α).
2. Masukkan :
 - Input: $x(m,n)$;
 - Target: $T(1,n)$
3. Tetapkan kondisi awal:
 - epoh = 0;
 - err = 1
4. Kerjakan jika (epoh < MaxEpoh) atau ($\alpha > \text{eps}$)
 - a. Epoh = epoh+1;
 - b. Kerjakan untuk $i=1$ sampai n
 - i. Tentukan J hingga $\|x - w_j\|$ minimum (sebut sebagai C_j)
 - ii. Perbaiki w_j dengan ketentuan:
 - Jika $T = C_j$ maka:
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha[x - w_j(\text{lama})]$
 - Jika $T \neq C_j$ maka:
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha[x - w_j(\text{lama})]$
 - c. Kurangi nilai α

Keterangan notasi:

- x vektor pelatihan ($x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$)
- T kategori yang benar untuk vector pelatihan
- w_j vektor bobot unit output j ($w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$).
- C_j kategori yang diwakili oleh unit output j
- $\|x - w_j\|$ jarak Euclidean antara vektor input dan vector bobot untuk unit output j .

x2

$$\|x - w1\|$$

x3

x4

x5

$$\|x - w2\|$$

3. Ilustrasi dan Batasan Sistem

Sistem pengenalan huruf Bali yang dibangun memiliki batasan masalah sebagai berikut:

1. Citra pola huruf Bali dengan background putih dan format .jpg atau .bmp diperoleh dengan melakukan proses *scanning* dari tulisan tangan beberapa responden.
2. Proses preprocessing yang dilakukan pada Citra pola meliputi proses normalisasi ukuran, thinning, cropping, dan threshold (pengubahan menjadi citra biner)
3. Sistem yang dibangun bersifat off-line dan *isolated* karakter (tidak ada mekanisme segmentasi)

Sistem yang dibangun memiliki 2 tahapan utama yaitu: tahap pembelajaran dengan LVQ dan tahap pengujian akurasi. Adapun ilustrasi proses yang dilakukan untuk mekanisme pembelajaran adalah:

- Untuk semua data latih pola huruf Bali lakukan

- Pembacaan data pola huruf Bali dan pemberian label, dilanjutkan dengan proses pre-processing
 - Ekstraksi ciri dengan MDF untuk menghasil vektor ciri
 - Simpan vector ciri ke dalam kumpulan vektor ciri
 - Lanjutkan memproses huruf berikutnya
 - Masukkan kumpulan vektor ciri yang diperoleh ke dalam LVQ, hasil LVQ akan berupa vektor ciri yang telah mengalami proses kuantisasi, dimana jumlah vector ciri akan sama dengan jumlah jenis huruf Bali
- Untuk tahapan pengujian akurasi akan digunakan 2 tipe data ujipola huruf Bali yang telah diberi label, dimana sistem akan menebak label yang benar. Tipe 1 (data uji training) adalah data uji pola huruf Bali milik responden yang tulisannya pernah dijadikan data latih sedangkan Tipe 2 (data uji asing) adalah data uji pola huruf Bali milik responden yang tulisannya tidak pernah dijadikan data latih.

Adapun langkah yang dilakukan dalam tahap pengujian meliputi:

- Untuk semua data latih pola huruf Bali lakukan
 - Pembacaan data uji pola huruf Bali dan pemberian label, dilanjutkan dengan proses pre-processing
 - Ekstraksi ciri dengan MDF untuk menghasil vektor ciri
 - Bandingkan vektor ciri yang dihasilkan dengan kumpulan vektor ciri hasil LVQ dengan menghitung jarak Euclediannya. Pilihlah vektor ciri pada LVQ yang memiliki jarak Eucledian terkecil lalu ambil labelnya dan masukkan dalam list label prediksi.
 - Lankutkan dengan data uji berikutnya sampai habis
 - Bandingkan label hasil LVQ dengan label asli data
 - Hitung akurasi
- Setelah semua data uji diperiksa, bandingkan list label prediksi sistem dengan list label yang benar dan hitung persentase kebenaran/kesesuaian hasil prediksi.

4. Pengujian dan Analisa Kerja Sistem

Dalam penelitian ini akan dilakukan beberapa pengujian terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi hasil vector ciri dari MDF. Faktor yang akan diujikan dalam penelitian ini meliputi:

1. Ukuran normalisasi Gambar
2. Jumlah transisi dalam MDF
3. Pembagian gambar menjadi beberapa bagian

4.1 Analisis Perubahan Nilai Normalisasi

Pengujian dilakukan dengan menggunakan 5 ukuran normalisasi yaitu 140 x 60, 120 x 60, 100 x 50, 80 x 40, dan 70 x 35, dengan pengambilan nilai transisi sebanyak 4. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2. Dari Tabel 2 terlihat bahwa ukuran normalisasi data citra menjadi 100x50 akan menghasilkan akurasi terbaik dimana akurasi pengenalan untuk data uji latih mencapai 88.89 % dan untuk data uji asing mencapai 81.84 %.

Tabel 2. Hasil Pengujian Normalisasi Terhadap Data Asing dan Data Training

Ukuran Normalisasi	Akurasi Data Uji Training (%)	Akurasi Data Uji Asing (%)
140 x 60	80	75.93
120 x 60	88.89	72.22
100 x 50	88.89	81.48
80 x 40	82.22	72.22
70 x 35	82.22	72.22

4.2 Analisis Pengaruh Jumlah Transisi

Perubahan jumlah transisi mempengaruhi tingkat akurasi dimana peningkatan jumlah transisi dapat meningkatkan tingkat akurasi. Dalam penelitian ini dilakukan pengambilan transisi sebesar 3, 4, 6, 8, 10, dimana hasil pengujian dapat dilihat dalam Tabel 3.

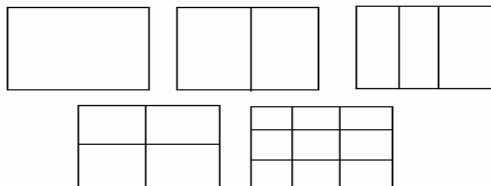
Tabel 3. Hasil Pengujian Jumlah Transisi Terhadap Data Asing dan Data Training

Transisi	Akurasi Data Uji Training (%)	Akurasi Data Uji Asing (%)
3	81.11	72.22
4	88.89	81.48
6	76.67	75.93
8	76.67	75.93
10	76.67	75.93

Semakin besar transisi maka akan menambah vektor ciri namun apabila transisi dari pola lebih kecil daripada nilai maksimal transisi maka akan menambah jumlah vektor ciri tanpa menambah keunikan pola yang dihasilkan oleh MDF.

4.3 Analisis Pembagian Gambar

Dalam pengujian ini sebuah gambar akan dibagi menjadi beberapa bagian dengan tujuan untuk melokalisir pola-pola pada area tertentu yang mungkin muncul. Akan dilakukan mekanisme pembagian gambar menjadi 1, 2, 3, 4 dan 6 bagian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Pembagian Gambar Menjadi Beberapa Bagian

Hasil pengujian untuk pembagian gambar ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Pembagian Gambar Terhadap Data Asing dan Data Training

Pembagian Gambar	Akurasi Data Uji Training (%)	Akurasi Data Uji Asing (%)
1	88.89	81.48
2	76.67	72.22
3	76.67	74.07
4	87.78	74.07
6	70	66.67

Dari Tabel 4 terlihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh ketika gambar tidak dibagi menjadi beberapa bagian yaitu sebesar 88.89 % untuk data latih dan 81.84% untuk data asing. Pembagian gambar menjadi beberapa bagian mengurangi tingkat akurasi. Hal ini terjadi karena letak kesimetrisan tulisan Bali tidak sama pada masing masing penulis sehingga pemotongan gambar menjadi beberapa bagian akan menghasilkan pola ciri yang berbeda untuk 1 pola huruf yang sama.

5. Kesimpulan

Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, metode Modified Direction Feature dapat digunakan dalam mengekstraksikan pola yang terdapat pada huruf Bali. Hal ini dapat dilihat dari hasil persentase pengujian yang memiliki tingkat akurasi di atas 70% pada data uji dengan penulis yang berbeda dan di atas 80% dengan penulis yang tulisannya pernah menjadi data training. Tingkat akurasi pada sistem pengenalan huruf Bali menggunakan MDF dan LVQ dipengaruhi oleh ukuran normalisasi, jumlah transisi, dan pembagian wilayah. Dimana dalam penelitian ini ditemukan bahwa konfigurasi parameter MDF yang menghasilkan akurasi terbaik adalah: ukuran normalisasi 100x50 pixel, jumlah transisi 4, dan tidak dilakukan pembagian gambar menjadi beberapa bagian.

6. Saran Pengembangan

Dari hasil evaluasi dan analisis pada sistem pengenalan huruf Bali menggunakan MDF dan LVQ yang telah dibangun, terlihat bahwa sistem ini memiliki akurasi yang baik sehingga layak untuk dikembangkan. Penelitian lebih lanjut dalam rangka optimalisasi akurasi sistem dapat dilakukan dengan mencoba menggunakan metode klasifikasi yang lain, seperti JST BP, JST RBF dan mekanisme klasifikasi yang lain. Hal lain yang perlu dikaji adalah pembuatan mekanisme profil tulisan/huruf sehingga parameter transisi yang digunakan dapat disesuaikan dengan jenis tulisan/huruf Bali secara umum. Dari sisi pemanfaatan aplikasi maka dapat dilakukan dengan membangun sebuah aplikasi yang mengenali rangkaian huruf Bali secara langsung. Hal ini akan berkaitan dengan mekanisme segmentasi/lokalisasi huruf.

Daftar Pustaka

- [1] Budi Wirayuda, Tjokorda A., Ludovika D.K, Maria, A. (2008). *Pengenalan pola Huruf Jepang (Kana) menggunakan Direction Feature Extraction dan Learning Vector Quantization*. Jurnal Penelitian dan Pengembangan Telekomunikasi Volume 13 no. 2 Desember 2008, ISSN : 1410-7066
- [2] M. Blumenstein, B. K. Verma and H. Basli. (2003). *A Novel Feature Extraction Technique for the Recognition of Segmented Handwritten Characters*, 7th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR '03), Edinburgh, Scotland, pp. 137-141.
- [3] Michael Blumenstein, XinYu Liu, Brijesh V. (2007). *An investigation of the modified direction feature for cursive character recognition*, sciencedirect *Pattern Recognition* 40. pp 376-388.
- [4] P. D. Gader, M. Mohamed and J-H. Chiang. (1997). *Handwritten Word Recognition with Character and Inter-Character Neural Networks*. IEEE.
- [5] X. Y. Liu and M. Blumenstein, *Experimental Analysis of the Modified Direction Feature for Cursive Character Recognition*, m.blumenstein@griffith.edu.au, diakses terakhir tanggal 9 Juli 2008
- [6] <http://www.babadbali.com/aksarabali/books/ppbb/pp-set.htm>, diakses terakhir tanggal 9 Juli 2008