BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Berdasarkan referensi yang telah diperoleh, berikut adalah penelitian terdahulu yang berkaitan dengan topik penelitian ini, serta perbandingannya dengan penelitian yang akan dilakukan oleh penulis dengan topik. Pengenalan Pola Aksara Bali menggunakan alih ragam *Wavelet* dan *Backpropagation Momentum* .

Pengenalan ekspreksi wajah menggunakan Wavelet dan Backpropagation. (Saputro, 2015). Dalam penelitian ini untuk menguji tingkat akurasi jaringan backpropagation dalam melakukan klasifikasi ekspresi wajah seseorang. Citra ekspresi wajah terlebih dahulu diolah menggunakan gabungan metode Otsu Thresholding dan Adaptive Thresholding. Untuk mendapatkan vektor input bagi jaringan, digunakan transformasi *wavelet Haar* dan *wavelet Gabor*. Jaringan dibangun dengan menggunakan inisialisasi bobot Nguyen Widrow, fungsi aktivasi sigmoid biner, fungsi pelatihan jaringan gradient descent, dan fungsi perubahan bobot learning. Jaringan menggunakan 2 *hidden layer*. Nilai Mean Square Error (MSE) Mean Square Error yang dicapai adalah 0,001. Jaringan dilatih menggunakan 70 data yang terdiri dari 10 setiap orang memiliki 7 ekspresi. Pengujian dilakukan menggunakan data lain yang belum pernah dilatih sebelumnya.

Identifikasi dan Verifikasi tanda tangan static menggunakan

Bacpropagation dan Alihragam Wavelet (Kumalasari, 2015). Penelitian ini membahas identifikasi tanda tangan static yang terdiri atas dua yaitu pelatihan dan pengujian. Ukuran citra yang digunakan adalah 256x256 piksel. Pada tahap pelatihan, citra tanda tangan dikenai beberapa proses yaitu threshold, alihragam wavelet Haar, normalisasi, dan kemudian dilatih dengan menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation. JST dapat bekerja secara optimal apabila dilatih dengan menggunakan data input yang sudah dipertimbangkan ukuran, parameter, dan jumlah node pada jaringan. Hasil optimal didapat dengan menggunakan JST yang memiliki dua hidden layer, masing-masing 20 dan 10 node, alihragam waveler Haar pada level 4, learning rate 0,12. Pelatihan dan pengujian pada tahap identifikasi ini, masing-masing memberikan akurasi sebesar 95,56% dan 100%.

Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Aksara Bali dengan Metode Kurva (Ag et al. 2014) Aplikasi Pengenalan Aksara Bali, pertama pengenalan pola Aksara Bali dilakukan dengan mengubah citra Aksara Bali menjadi lebih tipis atau dapat disebut thinning(pengurusan), selanjutnya dilakukan proses segmentasi citra untuk mengetahui panjang dan lebar dari Aksara Bali yang dimasukkan, apabila proses preprocessing telah selesai, maka dilanjutkan dengan ektraksi ciri menggunakan Metode Kurva dan Histogram proyeksi untuk mendapatkan pola-pola unik dari masing-masing Aksara Bali, dan data dari hasil perhitungan tersebut yang akan digunakan untuk melakukan proses pengenalan Aksara.Metode Kurva dan Histogram proyeksi berdasarkan hasil analisa aplikasi mendapatkan tingkat keberhasilan

mengenali Aksara Bali di dalam Buku Widya Sari Bahasa Bali dengan persentase 92,31%. Akurasi pada proses pengenalan dipengaruhi saat akuisisi citra, dimana terdapat jarak dari satu aksara ke aksara lainnya.

Segmentasi Citra Tulisan Tangan Aksara Bali Berbasis Proyeksi Vertikal dan Horisontal (Sunarya et al. 2015). Secara umum, proses yang dikembangkan menerima input citra dokumen Aksara Bali yang diperoleh melalui proses pemindaian (scan) dokumen. Citra yang diinput diproses dengan preprosessing *grayscaling, thresholding, closing, filling, thinning.* Citra input merupakan merupakan tulisan tangan Aksara Bali yang terdiri dari variasi gabungan karakter (pengangge, pengawak, gantungan). Hasil dari proses preprosessing kemudian dilakukan segmentasi secara horisontal dan secara verikal.Proses preprosesing terdiri dari proses *grayscaling, thresholding, closing, filling dan thining.*

Pengenalan Huruf Bali Menggunakan *Metode Modified Direction Feature (MDF) dan Learning Vector Quantization (LVQ).*(Bw et al. 2009) Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, metode Modified Direction Feature dapat digunakan dalam mengekstraksikan pola yang terdapat pada huruf bali. Penelitian ini menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 88,89%. Tingkat akurasi pada sistem pengenalan ini dipengaruhi oleh ukuran normalisasi, jumlah transisi, dan pembagian wilayah. Konfigurasi parameter MDF yang menghasilkan akurasi terbaik adalah: ukuran normalisasi 100x50 pixel, jumlah transisi 4, dan tidak dilakukan pembagian gambar menjadi beberapa bagian.

Pengenalan Aksara Bali dengan Pendekatan *Metode Direction Feature*

dan Area Binary Object Feature. (Herlina 2013) Pendekatan *Direction Feature dan Area Binary Object Feature* dapat diterapkan kedalam system ini sebagai metode ekstraksi dalam pengenalan citra karakter Bahasa Bali dengan persentase keakuratan 91,80%. Hasil pengenalan dipengaruhi jarak antara karakter dalam citra input, pada pengujian citra karakter, yang terdeksi oleh system sebanyak 559 karakter, dan yang dikenali dengan benar sebanyak 526 karakter dikarenakan terdapat jarak antar karakter yang tidak jelas. Sedangkan setelah 573 karakter tersebut ditulis kembali dengan menggunakan Microsoft Office Word font bali Simbar-B maka 100% terdeteksi dengan benar.

Penelitian dari (Kef et al. 2016) *membahas tentang A novel fuzzy approach for handwritten Arabic character recognition* tujuan dari penelitian ini menyajikan metode baru berdasarkan karakteristik structural dan pengklasifikasian fuzzy dalam pengenalan huruf arab secara off-line. Metode yang digunakan diintegrasikan dalam system pengenalan kata-kata tulisan tangan yang berdasarkan proses sigmentasi eksplisit. Selanjutnya diterapkan tiga operasi processing yang di terapkan pada gambar seperti penelusuran kontur dan diteksi tepi. Operasi ini mengekstrak karakteristik struktur tulisan yang digunakan dan di bagi menjadi lima bagian himpunan. Selanjutnya Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan Fuzzy ARTMAP, yang sangat cepat dalam pelatihan. Lima jaringan syaraf tiruan ARTMAP digunakan untuk mengenali satu subset dan karakter.

Penelitian dari (Sajed 2012), *Recognition of Individual Handwritten Letters of the Farsi Language using a Decision Tree*. Yang pertama dilakukan

preprocessing seperti normalisasi, diteksi tepi dan pengunaan metode wavelet dalam ekstraksi ciri. Data set yang digunakan pengenalan adalah Pengenalan surat tulisan tangan dengan hasil pengenalan rata-rata adalah 97,89%. Ini adalah fakta bahwa beberapa penelitian tentang pengenalan huruf sudah banyak dilakukan dimana system yang berbeda telah digunakan untuk menangani masalah ini. Walaupun masih banyak hal yang perlu dilakukan untuk mencapai akurasi yang tinggi.

Penelitian dari (Santoso et al. 2010) penelitian menggenai penggunaan 31 wavelet untuk melakukan kompresi citra satelit. Data gambar adalah kombinasi dari informasi dan redundansi, informasi yang dijelaskan merupakan bagian dari data yang akan dilindungi karena mengandung makna dan menunjukan data. Redudansi adalah bagian dari data yang dapat dikurangi atau dikompresi. Dalam penelitian ini membandingkan fungsi wavelet dengan melihat pengaruh pada PSNR, rasio kompresi, dan bit per pixel dan pengaruh dekomposisi tingkat dari PSNR dan rasio kompresi tersebut.

Penelitian dari (Santoso et al. 2014) melakukan penelitian terhadap pengaruh wavelet untuk rasio kompresi dan PSNR agar menemukan wavelet yang optimal yaitu dengan rasio kompresi dan PSNR yang optimal dan tinggi. Pada penelitian ini menggunakan citra uji grayscale 8 bit dengan ukuran 512 x 512. Dengan hasil penelitian menemukan bahwa wavelet yang memilik rasio kompresi tertinggi di masing-masing keluarga dari wavelet adalah wavelet Haar, Coiflet 1 dan Symlet 2. Sementara wavelet yang memiliki PSNR tertinggi di diap keluarga adalah Haar, Coiflet 3 dan Symlet 5. Untuk wavelet yang memiliki kompresi rasio dan nilai PSNR yang optimal untuk setiap keluarga adalah Haar, Coiflet 3 dan

Symlet 5.

Penelitian dari (Sudarma et al. 2016) *Balinese Script's Character Recontruction Using Linear Discriminant Analysis* Masyarakat Bali memiliki salah satu sejarah peradaban dan warisan budaya yang ditulis tangan dalam aksara Bali pada daun lontar yang dikenal sebagai Papirus Bali (LontarAksara Bali). Hingga kini warisan budaya itu masih terus diupayakan pelestariannya bersama dengan pelaksanaannya yang mulai ditinggalkan dalam masyarakat. Beberapa Lontar Bali sekarang mulai membusuk dan memudar karena dipengaruhi oleh usia. Dengan menggunakan teknik pemrosesan gambar digital, Lontar dapat direkonstruksi secara digital sehingga dapat diambil dan menyimpan konten di media digital. Lontar Bali direkonstruksi melalui beberapa proses dari pemindaian menjadi citra digital, melakukan preprocessing untuk peningkatan kualitas gambar, segmentasi karakter Bali pada gambar, melakukan pengenalan karakter menggunakan algoritma LDA, menata ulang hasil pengenalan sesuai dengan konten asli dalam Lontar dan menerjemahkan bahwa hasil karakter ke dalam bahasa Latin. Algoritma LDA cukup berhasil melakukan klasifikasi yang terkait dengan pengenalan karakter tulisan tangan.

Penelitian dari (Kesiman et al. 2017) Tentang *Study on Feature Extraction Methods for Character recognition of Balinese Script on palm leaf manuscript Images* Aksara Bali pada naskah daun lontar menawarkan tantangan baru yang nyata dalam pengembangan IHCR. Dengan tujuan menemukan kombinasi metode ekstraksi fitur untuk pengenalan karakter aksara Bali, yang disajikan di penulisan ini, studi eksperimental tentang metode ekstraksi fitur untuk

pengenalan karakter pada naskah daun lontar. Kami menyelidiki dan mengevaluasi kinerja dari 10 metode ekstraksi fitur dan kami mengusulkan kombinasi metode ekstraksi fitur yang tepat dan kuat untuk meningkatkan tingkat pengenalan.Penelitian menunjukkan bahwa tingkat pengenalan dapat meningkat secara signifikan dengan menerapkan fitur NPW pada empat gambar tepi Kirsch terarah. Dan penggunaan NPW pada fitur Kirsch yang dikombinasikan dengan fitur HoG dan metode Zonasi dapat meningkatkan tingkat pengenalan hingga 85%, dan itu masih sedikit lebih baik daripada menggunakan jaringan saraf convolutional.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Pengenalan Pola (*Pattern Recognition*)

Pengenalan Pola merupakan cabang kecerdasan buatan yang menitik beratkan pada metode pengklasifikasian objek ke dalam kelas – kelas tertentu untuk menyelesaikan masalah tertentu.

Minat terhadap ilmu dari pengolahan citra secara digital dimulai pada awal tahun 1921, yaitu pertama kalinya sebuah foto berhasil ditransmisikan secara digital melalui kabel laut dari kota New York ke kota London. Sekitar tahun 1960 (Wisnu et al. 2012), berbagai aplikasi mulai dikembangkan, yang secara umum dapat dikelompokkan ke dalam dua kegiatan, yaitu: (Mukhoyyar 2012)

1. Memperbaiki kualitas suatu gambar (citra) sehingga dapat lebih mudah diinterpretasikan oleh mata manusia.
2. Mengolah informasi yang terdapat pada gambar (citra) untuk keperluan pengenalan obyek secara otomatis oleh suatu mesin

Suatu objek citra memiliki fungsi intensitas dua dimensi f(x,y), dimana x dan y adalah kordinat spasial dari f pada titik (x,y) merupakan tingkat kecerahan (brightness) suatu citra pada suatu titik. Citra digital adalah citra f(x,y) yang telah dilakukan digitalisasi baik koordinat area maupun brightness level. Nilai f di koordinat (x,y) menunjukkan *brightness* atau *grayness* level dari citra pada titik tersebut. Suaru citra dapat di bayangkan dengan garis dan kolom yang mempresentasikan suatu titik dalam citra, dan nilai elemen matriks tersebut menunjukkan nilai warna di titik tersebut. (Hastari et al. 2010)

2.2.2 Pengolahan citra

Pengengolahan citra adalah mentrasformasikan suatu informasi sebuah benda atau wujud yang diiterpresentasikan oleh manusia atau mesin. Pengolahan citra yang sekarang lebih dipresentasikan menggunakan komputer. Sehingga hasil yang di presentasikan memiliki kualitas citra yang lebih baik. Dengan kualitas citra yang lebih bagus sehingga membuat informasi yang terkandung dalam citra tersebut lebih berarti. (Enqi et al. 2009)

Penelitian yang melakukan pemrosesan pengolahan citra apabila :

a. Perlunya perbaikan atau modifikasi terhadap citra tersebut guna menampilkan dan meningkatkan hasil dari kualitas informasi yang ingin di jelaskan mengenai citra tersebut.
b. Untuk mengelompokan beberapa elemen – elemen yang mungkin saling berkecocokan atau yang perlu di lakukan pengukuran kesamaan.
c. Sebagian dari citra perlunya dilakukan penggabungan bagian-bagian yang memiliki fungsi yang sama.

Pada citra digital yang ingin dikelola dan diperoses merupakan elemen matriks citra digital. Yang merupakan pengolahan elemen - elemen yang penting dalam pengelompokan piksel tertentu dan seluruh elemen matriksnya.

2.3 Aksara Bali

Aksara merupakan salah satu jenis symbol visual yang digunakan dalam berkomunikasi menurut dari suatu bahasa. Bahasa Bali dapat ditulis dengan Jenis atau symbol yang digunakan dengan aksara Bali dan tulisan bali latin yang menurut sejarahnya aksara bali diambil dari huruf jawa, Sedangkan huruf jawa yang berkembang dahulu mengambil dari bentuk huruf *Pallawa* dan *Dewanagari*, yang dahulu tahun ketahunnya berubah sehingga menjadi aksara yang digunakan pada saat ini.

Sejarah aksara Bali tidak akan terpisahkan dengan aksara yang berkembang di Hindia. Dalah kitab *Svara-Vyanjana*, India pertama kalinnya dikenal dengan aksara Krosti. Yang kemudian hari berkembang menjadi aksara Brahmi. Aksara inilah yang menjadi cikal bakal aksara Dewanagiri yang termasuk dari aksara Pallawa. Perkembangan dari Aksara Dewanagiri lebih berkembang di Hindia Utara, dan Aksara Pallawa lebih berkembang di Hindia Selatan. (Sudarma et al. 2016) Aksara Dewanagari lebih dipergunakan untuk menulis tulisan yang berbau bahasa sansekerta, sedangkan dalam penggunaaan tulisan aksara Pallawa lebih digunakan untuk menulis naskah yang di utamakan dalam tulisan berbau aksara *Pallawa*. Di Hindia penggunaan aksara Dewanagari selain di pergunakan dalam bahasa sehari-hari yang berbau bahasa sangsekerta juga digunakan dalam

bahasa Apabharamsa, Marathi, Nepal, pali, prakrit, dan bahasa kebangsaan Hindia yaitu Hindu. (Kesiman et al. 2017)

2.3.1 Pembagian Aksara Bali

Berdasarkan bentuk dan fungsinya, aksara bali dibagi atas dua jenis yaitu aksara biasa dan aksara suci. Aksara biasa yang terdiri atas aksara wreastra dan swalalita. Yang disebut Aksara biasa dikarenakan sudah umum digunakan oleh masyarakat bali di dalam tulis-menulis berkomunikasi sehari-hari dan berhubungan sengan sesame melalui bahasa aksara. Sedangkan penggunaan aksara suci dipergunakan atas dua kelompok yakni aksara *wijaksara* yang dibali dikenal dengan aksara bijaksana dan mondre. (Sartini. 2013)Aksara bijaksana pada hakikatnya merupakan aksara swalalita yang diberikan pengange atau pakaian aksara. Sedangkan aksara modre, lebih tepatnya disebut lukisan, dikarenakan merupakan bentuk dari aksara swalalita yang ditambahkan dengan beberapa pengange aksara serta guritan yang seperti guratan lukisan, sehingga tulisannya menjadi aksara mati dan sangat sulit membacannya.

Aksara Bali yang digunakan dalam menulis kegiatan di kehidupan sehari-hari seperti menulis di buku catatan, kesusastraan, ilmu, hukum, surat-menyurat, penulisan plang nama jalan maupun yang berbau ke pemerintahan dan lain-lain. Semua kerap ditulis menggunakan aksara biasa. Jumlah dari aksara ini adalah 18 buah (*hana caraka, gata mangaba sawala, pada jayanya*), sedangkan di jawa ada sebanyak 20 buah (*hana caraka data sawala pada jayanya maga batanga*). Dua aksara yang lebih dan di pergunakan di jawa yaitu da *madu* dan ta *latik.*

2.3.2 Ejaan Bahasa Bali

Huruf yang di pakai dalam menuliskan Aksara bali dan menuliskan Bahasa Bali dengan huruf Latin di buat untuk menetapkan ejaan dalam Bahasa Indonesia.

Aksara Bali dan huruf – huruf yang ada sekarang dituliskan dengan tulisan Bali Latin adalah sebagai berikut :

a. Aksara suara atau aksara vocal di bagi menjadi dua yaitu aksara suara vocal pendek(*hresua)* dan suara vocal panjang (*dirgha*) yang memiliki arti yang sama namun nada yang berbeda, walaupun penulisannya cukup berbeda. Aksara Suara dapat di lihat di Tabel 2.1

Tabel 2.1. Daftar Aksara Suara

No.	Regular Form	Appended Form
1		a
2		i
3		u
4		e
5		o

Sumber : (Pertama et al. 2015)

b. Aksara Wianjana atau disebut aksara konsonan yang terdiri dari 18 buah. Dalam menuliskan aksara wianjana terdapat bentuk yang disebut dengan nama *gantungan* dan *gempelan. Gantungan* adalah suatu bentuk aksara Bali yang mengikuti konsonan (aksara *wianjan*) pada suku kata tertutup. Gantungan ini ditulis di bawah suku kata atau aksara yang mendahuluinnya. Namun gantungan tidak berlaku untuk konsonan sad an

pa. Untuk konsonan yang ingin dituliskan aksara sad an pa lebih mengikuti suatu suku kata yang sifatnya tertutup yang disebut gempelan. Gempelan adalah bentuk aksara yang dirangkai pada aksara di depannya. Bentuk aksara wianjana dapat dilihat pada Tabel 2.2

Tabel 2.2 Daftar Aksara Wianjana

No.	Regular Form	Appended Form	Romanized
1			ha or a
2			na
3			ca
4			ra
5			ka
6			da
7			ta
8			sa
9			wa
10			la
11			ma
12			ga
13			ba
14			nga
15			pa
16			ja
17			ya
18			nya

Sumber : (Pertama et al. 2015)

c. Dalam aksara Bali juga dikenal dengan penulisan akngka. Angka kosong atau nol ditulis seperti huruf o. Aksara satu ditulis seperti aksara ba, angka dua ditulis seperti aksara I, angka tiga seperti aksara au, dan seterusnya. Urutan aksara angka untuk puluhan , ratusan dan seterusnya cara

penulisannya hamper sama dengan tata cara dalam angka latin. Daftar aksara angka bisa dilihat pada tabel 2.3

Tabel 2.3 Daftar Aksara Angka.

No.	Regular Form	Appended Form
1	೧	1
2	೨	2
3	೩	3
4	೪	4
5	೫	5
6	೬	6
7	೭	7
8	೮	8
9	೯	9
0	೦	0

Sumber : (Pertama et al. 2015)

d. Pengangge, Pengangge adalah lambing yang tidak dapat berdiri sendiri , ditulis dengan melekati suatu aksara wianjana maupun aksara suara dan mempengaruhi cara membaca dan menulisanya , pengangge suara dapat dibagi menjadi pengangge suara, pengangge tengenan dan pengangge Aksara. Pengangge Suara adalah suatu aksara wianjana yang dibubuhi Pengangge Aksara suara, pengangge tengenan adalah aksara wianjana yang berbunyi untuk suara vocal dan sedangkan Pengangge Aksara adalah

Aksara yang letaknya di bawah Aksara Wianjana yang merupakan gantungan aksara Ardhasuara.

Tabel 2.4 Beberapa Aksara Pengagge

Simbol	Alfabet Fonetis International	Letak penulisan	Nama
	[h]	di belakang huruf	bisah
	[r]	di atas huruf	Surang
	[ŋ]	di atas huruf	Cecek
	-	di belakang huruf	Adeg-adeg

Sumber : (Pertama et al. 2015)

a. Gantungan

Aksara beberapa memiliki sebuah gantungan , gantungan tersebut digunakan untuk mematikan aksara aslinya dan dikaitkan dengan aksara yang ingin digabungkan. Gantungan diperbolehkan melekat pada satu huruf yang sama memiliki kesamaan. Dikondisikan dalam bacaan dan huruf yang ingin digabungkan apakah konsonan atau suara lainnya. Beberapa huruf yang sama jika di tumpuk tiga (tumpuk telu) sebenarnya patut untuk di hindari. Namun untuk menghindari hal tersebut perlunya mempelajari sebuah adeg-adeg untuk menggabungkan hal tersebut.

b. Tanda Baca dan Aksara Khusus

Tanda Baca aksara Bali memiliki fungsi yang berbeda-beda tergantung kebutuhan yang diperlukan. Beberapa di antaranya merupakan tanda baca

dan yang lainnya merupakan symbolyang dianggap sebagai symbol sangat keramat dan tidak boleh di pergunakan sembarangan. Diantaranya diuraikan pada tabel 2.5

Tabel 2.5 Tanda baca aksara Khusus

Simbol	Nama	Keterangan
ꦁ	Carik atau Carik Siki.	Ditulis pada akhir kata di tengah kalimat. Fungsinya sama dengan koma dalam huruf Latin. Dipakai juga untuk mengapit aksara anceng.
ꦀ	Carik Kalih atau Carik Pareren.	Ditulis pada akhir kalimat. Fungsinya sama dengan titik dalam huruf Latin.
ꦂ	Carik Pamungkah.	Dipakai pada akhir kata. Fungsinya sama dengan tanda titik dua pada huruf Latin.

Sumber : (Pertama et al. 2015)

Dari beberapa jenis aksara yang sudah di jelaskan sebelumnya dan masih banyak lagi jenis aksara yang belum disebutkan dalam penulisan ini. Jenis aksara yang paling sering digunakan dalam masayarakat adalah aksara Angka, aksara Wianjana dan aksara Suara. Penelitian ini akan membahas tentang 18 aksara Wianjana yang digunakan menjadi data-set.

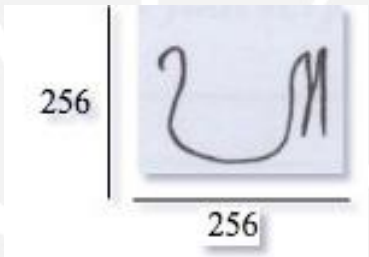
2.4 *Preprocessing*

Dalam pengambilan sebuah informasi pada citra, dilakukannya pengambilan komponen-komponen inti dari citra atau gambar tersebut. Umumnya citra original miliki pixel yang cukup besar untuk sebelum di proses ke preprocessing. Maka dari itu di perlukannya tahap pemrosesan preprocessing,

Pada tahap preprocessing penelitian ini menggunakan beberapa tahap seperti Normalisasi ukuran, cropping image dan binerisasi.

2.4.1 Normalisasi

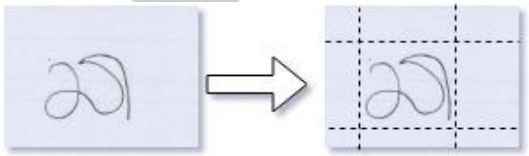
Normalisasi dapat dijelaskan mentrasformasikan citra ke ukuran citra yang di inginkan dan sesuai dengan ukuran yang dibutuhkan . Suatu citra jika dinormalisasi selanjutnya akan di butuhkan proses penskalaan, dimana penskala dibutuhkan agar nilai fitur berada pada suatu interval tertentu dan memiliki titik pusat yang jelas dan ukuran yang pasti. Normalisasi ukuran citra aksara bali bisa dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Normalisasi Ukuran citra aksara Bali

2.4.2 *Cropping image*

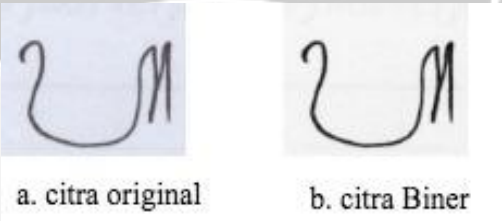
Croping pada pengolahan citra adalah memotong bagian dari citra sehingga memperoleh gambar atau citra yang dinginkan dalam melakukan cropping pada citra adalah menentukan titik kortinat tengah pada citra yang akan di crop.



Gambar 2. Cropping citra aksara Bali

2.4.3 Binerisasi

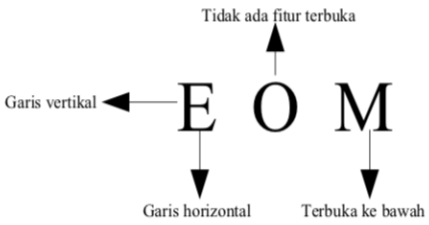
Binerisasi yaitu dimana proses untuk mengubah citra yang memiliki derajat keabuan diubah menjadi hitam putih sehingga dapat diketahui daerah yang memiliki objek dari citra tersebut. Jadi pada bagian objek dan background dari citra bisa dapat digambarkan secara jelas. Contoh dari proses *preprocessing* binerisasi bisa dilihat pada gambar. 2 dimana objek dari tulisan aksara Bali bisa terlihat dengan jelas.



Gambar 3. Konversi citra original tulisan aksara Bali ke citra Biner

2.5 *Feature Extraction*

Feature extraction memiliki fungsi untuk melihat ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu citra dari objek. Beberapa objek memiliki ciri-ciri yang khas untuk dikenali. Seperti tulisan atau benda, (Kesiman et al. 2017) Tujuan dari feature extraction adalah melakukan perhitungan dan perbandingan yang bisa digunakan untuk mengklasifikasikan ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu citra. Ilustrasi dari feature extraction bisa dilhat pada gambar.3



Gambar 4. Ilustrasi feature extraction

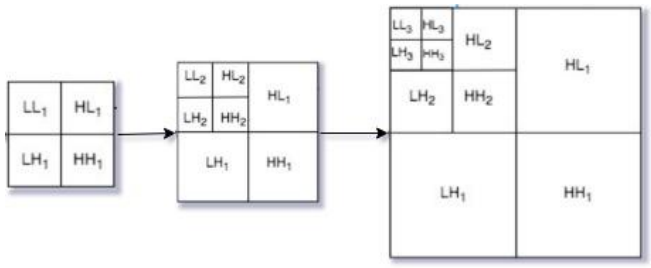
Sumber :(Hussien et al. 2016)

Pada gambar diatas. Memiliki ciri masing-masing yang berbeda tentunya akan memudahkan dalam mengenali ciri tersebut.

2.5.1 Transformasi Wavelet

Wavelet adalah fungsi matematika yang membagi data menjadi beberapa bagian komponen yang frekuensinya berbeda, kemudian mempelajari setiap komponen frekuensi dengan resolusi yang cocok untuk setiap ukuran. *Wavelet* merupakan suatu bentuk gelombang yang secara efektif memiliki batas durasi nilai rerata nol. Wavelet selain digunakan sebagai alat analisis yang baru di bidang matematika, juga merupakan alat yang praktis yang handal untuk berbagai bidang aplikasi mulai untuk persamaan diferensial hingga untuk pengolahan citra (image processing). Beberapa aplikasi yang telah berhasil diwujudkan dengan memanfaatkan *Wavelet* diantaranya kompresi data citra, *watermarking, deteksi tepi/* system pengelihatan robot, *querying citra,* dll. (Santoso et al. 2014)

Beberapa fungsi yang lainnya telah biasa dinyatakan superposisi sinus dan consinus, yang cukup terkenal dengan sebutan alihragam *Fourier* . Di dalam analisis *Wavelet*, skala yang digunakan untuk melihat data dengan sangat khusus Wavelet melakukan pengolahan data pada perbedaan skala atau resolusi tertentu. *Transformasi Wavelet* merupakan uraian dari suatu sinyal atau citra menggunakan fungsi wavelet dengan lokasi dan ukuran yang berbeda serta di hitung dengan menggunakan algoritma piramid.



Gambar 5. Dekomposisi citra alihragam Wavelet level 3

Sumber : (Kashyap & Sinha 2012)

Keterangan gambar diatas. Dekomposisi citra Transformasi Wavelet level 3.

HH : akan memberikan detail citra pada arah diagonal.

HL : akan memberikan detail citra pada arah horizontal

LH : akan memberikan detail citra pada arah vertical

LL : adalah residu resolusi rendah yang sering disebut dengan rata- rata citra citra. Subband LL akan dibagi lagi untuk mendekomposisikan pada level selanjutnya.

Untuk memperoleh dekomposisi standar suatu citra, mula-mula digunakan alihragam wavelet 1-dimensi pada setiap baris citra. Kemudian digunakan alihragamwavelet 1-dimensi pada setiap kolom citra. Dekomposisi taks standar diperoleh dengan mengkombinasikan pasangan transformasi baris dan kolom secara bergantian. Pada langkah pertama di terapkan alih ragam wavelet 1-dimensi pada kolom proses tersebut diulang sesuai dengan level yang di inginkan. (Doglioni & Simeone 2014)

Wavelet didefinisikan seperti berikut :

Wavelet adalah fungsi yang berasal dari wavelet basis $\psi(x)$ disebut mother wavelet. Dua operasi utama yang mendasari wavelet adalah :

1. Pengeseran, misalnya $\psi\ x-1\ ,\psi\ x-2\ ,\psi(x-b)$ dan

2. Penyekalaan, misalnya $\psi\ 2x\ , \psi\ 4x\ , dan\ \psi\ 2jx$.

   Kombinasi kedua operasi inilah menghasilkan keluarga wavelet. Secara umum, keluarga wavelet sering dinyatakan dengan formula:

   $$\psi a, b\ \ x\ \ = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\ \psi\ \ \frac{x-b}{|a|} \qquad (2.1)$$

   Dengan :

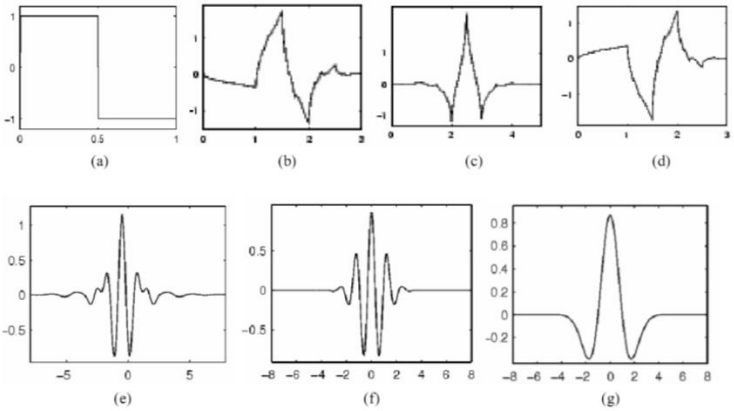
   $a, b \in R; a \neq 0\ \ R = bilangan\ nyata$,

   a adalah parameter penyekalaan (dilatasi),

   b adalah parameter penggeseran posisi (translasi) pada sumbu x dan adalah normalisasi energi yang sama dengan energi induk

Wavelet orthogonal merupakan wavelet/ gelombang-gelombang singkat yang transformasi waveletnya memiliki sifat orthogonal. Kondisi wavelet dapat dikatakan orthogonal adalah ketika kondisi orthogonal terpenuhi. (Santoso et al. 2014)Jenis dan fungsi basis yang dapat digunakan sebagai mother wavelet dalam transformasinya ada banyak sekali namun mereka masing-masing mempunyai karakteristik tersendiri. Dikarenakan di penggunaanya perlu disesuaikan menurut tujuan dari aplikasi dan keinginan untuk mendapatkan hasil yang efektif. (Prihartono et al. 2011)Secara garis besarnya fungsi dari baiss wavelet ada dua, yaitu

- Wavelet yang *orthogonal* adalah Haar, Daubechies, Coiflet dan Symlet.
- Wavelet yang biorthogonal adalah Mayer, Morlet dan Mexican Hat.



Gambar 6. Berbagai macam jenis Wavelet (a) *Haar* (b) *Daubechies* (c) *Coeiflet* (d) *Symlet2* (e) *Meyer* (f) *Mexican Hat*.

Sumber : (Vajpayee et al. 2018)

2.6 *Klasifikasi*

Jika tujuan dari feature extraction adalah memetakan pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu citra, maka klasifikasi bertujuan untuk mengenali citra dengan mengklasifikasikan ciri-ciri yang dimilikinya. Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Proses klasifikasi biasanya dibagi menjadi dua fase yaitu fase learning dan fase test. Pada fase learning, sebagian data yang telah diketahui kelas datanya diumpankan untuk membentuk model perkiraan. Kemudian pada fase test model yang sudah terbentuk diuji dengan sebagian data lainnya untuk mengetahui akurasi dari model tersebut. (Budhi & Adipranata 2015) Bila akurasinya mencukupi model ini dapat dipakai untuk prediksi kelas data yang belum diketahui. Teknik ini dapat memberikan klasifikasi pada data baru dengan memanipulasi data yang ada yang telah

diklasifikasi dan dengan menggunakan hasilnya untuk menghitung jarak antara ciri-ciri citra template dan citra masukan.

2.6.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sebuah sistem pengolahan informasi yang karakteristik kerjannya menyerupai jaringan jaringan saraf biologis. JST telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematika dari pengertian manusia atau saraf biologis yang berdasarkan pada asumsi-asumsi :

a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen – elemen sederhana yang disebut saraf (neuron)
b. Sinyal – sinyal yang disampaikan yang terhubung mempunyai sebuah bobot hubungan.
c. Setiap hubungan mempunyai sebuah bobot hubungan, yanga menandakan adannya trasmisi pengiriman.
d. Seriap syaraf menggunakan fungsi aktivasi, untuk jaringan dan menentukan sinyal output.

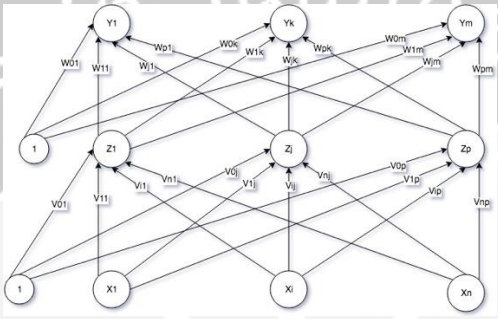
JST memiliki sifat mendasar yakni kecerdasan yang analog dengan kecerdasan manusia. JST dapat menyelesaikan persoalan rumit yang sulit atau tidak mungkin jika diselesaikan dengan menggunakan computer secara konvensional.

2.6.2 Algoritma *Backpropagation*

Salah satu algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan yang banyak dimanfaatkan dalam bidang pengenalan pola adalah Algoritma *Backpropagation*, umumnya digunakan pada jaringan syaraf tiruan yang berjenis multi-layer/ feed-

forward, yang tersusun dari beberapa lapisan dan sinyal dialirkan secara searah dari input menuju output (Sitorus, 2017)

Backpropagation dapat di pahami dalam beberapa tingkatan. Pada satu tingkatan merupakan kumpulan dari persamaan vector, pada tingkat lain dapat dipandang sebagai suatu system berlapis dengan simpul-simpul yang saling berinteraksi. Arsitektur dari Backpropagation bisa di lihat pada gambar 7.



Gambar 7. Arsitektur Backpropagation tingkat layer,
Sumber : (Drndarevic & Reljin 2013)

Jaringan Backpropagation dengan satu layer tersembunyi (unit Z ($Y_1 \ldots . Y_m$)) dan unit tersembunyi memiliki bias.(Wang et al. 2009) Bobot bias pada unit keluaran Y_k dinyatakan dengan W_{0k} Bobot bias pada unit tersembunyi Z_j dinyatakan dengan V_{0j} dan V_{ij} merupakan bobot garis dari unit X_i ke unit layer tersembunyi Z_j dan W_{jk} merupakan bobot garis dari Z_j ke unit keluaran Y_k

Dalam proses pengenalan pola khususnya tulisan tangan Aksara Bali yang cukup kompleks dikarenakan skala dan rotasi maka algoritma *Backpropagation* dipilih sebagai algoritma yang dapat memecahkan permasalahan ini. Algoritma *Backpropagation* dinyatakan dalam pernyataan berikut ini:

a. Algoritma *Backpropagation* beroperasi dalam dua tahap. Tahap awal merupakan tahap latihan yang berupa data pelatihan atau sampel yang disediakan pada layer *input* untuk melatih jaringan dengan set yang telah

ditetapkan dari kelas data. Tahap terakhir adalah tahap pengujian dengan memberikan data uji acak pada lapisan *input* untuk memprediksi pola yang diterapkan.

b. Algoritma ini didasarkan pada pendekatan pembelajaran terbimbing sehingga hasil yan diinginkan sudah diketahui sebelumnya. Bila terjadi perbedaa antara hasil perhitungan dengan hasil yang diinginkan, maka perbedaan tersebut akan dikenai propagasi balik atau *backpropagate* ke lapisan *input* sehingga *error* dapat disesuaikan dengan tujuan mendapatkan toleransi *error* yang sesuai.

c. Algoritma ini beroperasi di salah satu dari dua *mode. Mode* incremental ini pada setiap proses propagasi diikuti penyesuaian bobot sehingga bobot akan diperbaharui.

d. Lapisan *hidden ouput* menjadi *input* ke neuron lapisan *output* yang diproses menggunakan fungsi saturasi yang sama.

e. Hasil akhir dari jaringan kemudian dihitung oleh aktivasi dari lapisan *output.* Pola dihitung dan pola input dibandingan. Toleransi *error* telah ditentukan untuk masing-masing komponen sehingga bobot koneksi antara lapisan tersembunyi dan lapisan *output* dihitung. Perhitungan serupa masih

didasarkan pada *error* di dalam lapisan *output.* Prosedur ini diulang sampai *error* mencapai toleransi yang tela ditetapkan.

f. Keuntungan menggunakan algoritma ini adalah mudah digunakan dan cocok untuk memberikan solusi pada semua pola yang kompleks. Selain itu, pelaksanaan algoritma ini lebih cepat dan efisien karena tergantung pada jumlah data *input output* yang tersedia pada lapisan.

Dalam melakukan pelatihan *Backpropagation* meliputi 3 fase : yaitu fase propagasi maju (*feedforward*). Masukan pola yang dihitung maju mulai dari layer masukan hingga ke layer keluaran. Fase propagasi mundur (*backpropagation*) dan nilai error yang terkait. Selisih antara keluaran dan target adalah kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut selanjutnya dipropogasi mundur, yang dimulai dari garis yang saling berhubungan dengan unit-unit di layer keluaran. Yang ketiga adalah fase modifikasi bobot.

1. Feedforward

Setiap input unit $X_i, i = 1 \ldots\ldots, n$

Melanjutkan sinyal masukan ke lapisan tersembunyi. Setiap lapisan tersembunyi $Z_h, h = 1 \ldots\ldots q)$

Untuk menghitung masukan :

$$z_in_h = u_{0h} + \sum_{i=1}^{n} X_i \; u_{ih} , \qquad (2.2)$$

Menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluaran

$$Z_h = f\left(_in_h\right) , \qquad (2.3)$$

Dan selanjutnya mengirimkan sinyal keluaran ke lapisan *hidden layer* ke dua. Setiap lapisan tersembunyi:($ZZ_j, j = 1, \ldots..p$); Untuk Menghitung iputan selanjutnya : z

$$zz_in_j = v_{0j} + \sum_{h=1}^{n} z_h v_{hj} \quad (2.4)$$

Mengaktifkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluaran :

$$zz_j = f(zz_{in_j}) \quad (2.5)$$

Selanjutnya mengirimkan sinyal keluaran ke unit keluaran. Ke setiap unit keluaran Y_k , $k = 1, \ldots..m$): Menjumlahkan bobot sinyal masukan

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^{p} zz_j w_{jk} \quad (2.6)$$

Dan menerapkan fungsi aktivasi untuk mengitung sinyal keluaran

$$y_k = f\ (y_{_in_k}) \quad (2.7)$$

2. Backpropagation of error

Setiap unit keluaran (Y_k , $k = 1 \ldots \ldots m$):

Untuk menghitung error: $e_k = t_k - y_k$.

Untuk pola pelatihan, mengalikan dengan turunan fungsi aktivasi yang dinyatakan dengan jangka waktu y_k). Mendapatkan :

$$\delta_k = e_k f'(y_{_in_k}). \quad (2.8)$$

Mengkoreksi kesalahan nilai (digunakan untuk memperbaharui w_{jk} nanti)

$$\Delta w_{jk = a\delta_k zz_j} \quad (2.9)$$

Menghitung kesalahan bias (digunakan untuk mempengaruhi w_{0k} nanti).

$$\Delta w_{ok} = a\delta_k \quad (2.10)$$

Dan mengirimkan δ_k *ke hidden layer* ($ZZ_j , j = 1 \ldots . . p$).

Menjumlahkan masukan yang berbobot dari layer.

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k \; w_{jk} , \tag{2.11}$$

Mengalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi (dinyatakan dalam bentuk zz_j) sehingga diperoleh:

$$\delta_j = \delta_in_j f'(zz_in_j) , \tag{2.12}$$

Menghitung kesalahan nilai (untuk memperbaharui nilai v_{hj})

$$\Delta v_{nj} = a\delta_j Z_n \tag{2.13}$$

Menghitung kesalahan bias (untuk memperbaharui nilai v_{oj})

$$\Delta v_{oj} = a\delta_j , \tag{2.14}$$

Dan mengirimkan δ_j ke lapisan *hidden layer* ($Z_h , h = 1, \ldots . . q$).

Setiap *hidden layer* $Z_h , h = 1 \ldots . . q$:

Menjumlahkan masukkan bobot dari *hidden layer* untuk mendapatkan :

$$\delta_{in_h} = \sum_{j=1}^{p} \delta_j \, v_{hj} , \tag{2.15}$$

Mengalikan dengan turunan dan fungsi aktivasi (dinyatakan dalam istilah z_h).

$$\delta_h = \delta_{in_h} f'(z_{in_h}) \tag{2.16}$$

Menghitung kesalahan nilai (untuk memperbaharui nilai v_{ij})

$$\Delta u_{ih} = a\delta_h \, x_i \tag{2.17}$$

Dan menghitung kesalahan nilai bias (untuk memperbaharui nilai v_{oj})

$$\Delta v_{0j} = a\delta_j \tag{2.18}$$

3. Fase modifikasi Bobot

Untuk tiap-tiap unit ($j = 0, \ldots\ldots p$; $k = 1, \ldots. m$):

$$w_{jk}\ new\ = w_{jk}\ old\ + \Delta w_{jk} \quad (2.19)$$

Untuk tiap–tiap unit tersembunyi dari $ZZ_j\ \ h = 0 \ldots\ldots q\ ; j = 1\ , \ldots\ldots p\ ;$

$$v_{hj}\ new\ = v_{hj}\ old\ + \Delta v_{hj} \quad (2.20)$$

Untuk tiap–tiap unit tersembunyi dari $Z_h\ \ i = 0, \ldots\ldots n; h = 1 \ldots\ldots q\ ;$

$$u_{ih}\ new\ = u_{ih}\ old\ + \Delta u_{ih} \quad (2.21)$$

2.6.3 Momentum

Modifikasi metode penurunan tercepat dilakukan dengan menambah momentum. Perubahan dilakukan dengan merubah bobot yang didasarkan atas arah gradient pola terakhir dan pola sebelumnya (*momentum*) yang dimasukkan. Dengan demikian perhitungannya tidak hanya pola masukan terakhir saja. Penambahan momentum dilakukan guna menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat perbedaan data satu dengan yang lain. apabila data terakhir yang diberikan ke jaringan memiliki pola yang serupa (berarti arah gradient sudah benar), maka dilakukan perubahan bobot secara cepat. tetap jika data terakhir yang dimasukkan memiliki pola yang berbeda dengan pola sebelumnya, maka perubahan bobot dilakukan secara lambat. (Phansalkar & Sastry 1994)

Formula yang diterapkan dalam momentum adalah sebagai berikut :

$$W_{jk}\ \ t+1\ \ = W_{jk}\ \ t\ \ + a\delta_k z_j + \mu[w_{jk} - w_{jk}(t-1)] \quad (2.22)$$

Atau $\Delta w_{jk}\ \ t+1\ \ = a\delta_k z_j + \mu\Delta\, w_{jk}\ \ t\ ,$ (2.23)

Dan $v_{jk}\ t+1\ = v_{jk}\ t\ + a\delta_k x_j + \mu[v_{jk} - v_{jk}(t-1)]$, (2.24)

Atau $\Delta v_{jk}\ t+1\ = a\delta_k x + \mu\Delta\, v_{jk}\ t$, (2.25)

Pada proses pemberian momentum dilakukan dengan mengubah aturan perubahan bobot pada algoritma backpropagation. (Goswami & Kallem 2004) Pada aturan perubahan bobot yang dilakukan adalah membuat perubahan bobot pada n iterasi yang secara pasrsial bergantung pada update yang terjadi selama (n-1) iterasi dengan persamaan 2.

Dengan menambah variabel μ ke dalam rumus perubahan bobot mengakibatkan konvergensi akan lebih cepat untuk mendekati iterasi yang dilakukan sesuai tahapan sampai bobot mencapai solusinya.