

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Dalam penilitan ini terdapat beberapa sumber pustaka yang digunakan sebagai pedoman dan pembanding dalam penelitian yang akan dilakukan. Sumber pustaka yang digunakan ditinjau dari segi objek penilitan, metode yang digunakan dan hasil beserta dengan kesimpulan yang diperoleh dalam penilitan tersebut.

Penelitian pengenalan jenis mangga melalui tekstur daun menggunakan *backpropagation*. Penelitian ini dilakukan Sulastri (2017) untuk mengetahui jenis mangga dengan cara mengenali pola dari struktur daun pada pohon mangga. Penilitan ini menggunakan metode ekstraksi ciri tekstur daun sebagai metode pengambilan data. Akurasi yang didapat dari penelitian ini adalah 70%.

Penelitian untuk memprediksi nilai ujian sekolah menggunakan metode *backpropagation*. Penelitian ini dilakukan oleh Kosasi Sandi (2014) untuk memprediksi nilai ujian nasional menggunakan nilai rapor dengan menggunakan nilai dari pelajaran tertentu. Pada penelitian ini didapatkan akurasi untuk nilai matematika sebesar 66,63% dan untuk pelajaran IPA sebesar 93,67%.

Penelitian tentang algoritma *backpropagation neural network* untuk pengenalan pola karakter huruf jawa. Penelitan ini dilakukan oleh Nurmila Nazla (2010) untuk mengenali karakteristik dan nilai keakuratan dari *backpropagation neural network* untuk mengenali pola karakter huruf jawa. Pada penelitian ini didapatkan nilai keakuratan 99,563% untuk data sampel berupa data pelatihan,

61,359% untuk data sampel diluar data pelatihan dan 75% untuk data sampel data pelatihan dan di luar data pelatihan.

Penelitian untuk mengenali huruf jawa tulisan tangan menggunakan jaringan saraf tiruan perambatan balik dengan *fuzzy feature extraction*. Penelitian ini dilakukan oleh wibowo Aditya (2012) untuk mengenali huruf jawa tulisan tangan. Penelitian ini menggabungkan dua metode, yaitu *backpropagation* dan *fuzzy feature extraction*. Berdasarkan pengujian data latih dengan 200 citra huruf yang telah dilatih serta hasil simulasinya yang tepat, tingkat akurasi yang didapatkan 93%. Sedangkan tingkat akurasi dari penggabungan metode *backpropagation* dan *fuzzy feature extraction* sebesar 84,1% sehingga dapat disimpulkan bahwa sistem ini cukup baik untuk melakukan pengenalan huruf jawa tulisan tangan.

Tabel 2.1 Tabel Tinjauan Pustaka

Penulis	Obyek	Metode	Hasil
Sulastri (2017)	Citra Gambar	Backpropagation	Menampilkan nama dari jenis mangga dengan cara mengenali pola dari struktur daun pada pohon mangga.
Kosaasi Sandi (2014)	Citra Angka	Backpropagation	Menampilkan hasil prediksi nilai ujian nasional menggunakan nilai rapor dengan pelajaran tertentu.
Nurmila Nazla (2010)	Citra Gambar	Backpropagation	Mengetahui tingkat keakuratan metode backpropagation untuk mengenali pola aksara jawa.
Wibowo Aditya (2012)	Citra Data Digital	Backpropagation dan Fuzzy	Menampilkan nama dari aksara jawa

		Feature Extraction	menggunakan data digital maupun non digital menggunakan penggabungan jaringan syaraf tiruan backpropagation dan fuzzy feature extraction.
Yang Diusulkan (2017)	Citra Gambar	Backpropagation	Menampilkan nama dari huruf aksara jawa nglegena.

2.2. Dasar Teori

2.2.1. Aksara Jawa

Aksara Jawa atau lebih dikenal dengan nama hanacaraka atau carakan adalah aksara jenis turunan dari aksara Brahmi yang digunakan untuk penulisan naskah-naskah berbahasa Jawa, bahasa Makasar, bahasa Sunda dan bahasa Sasak. Aksara jawa sudah dipakai sejak masa Kesultanan Mataram (abad ke-17), tetapi bentuk cetaknya baru muncul pada abad ke-19. Aksara ini adalah modifikasi dari aksara Kawiatau atau lebih dikenal dengan Aksara Jawa Kuno yang juga merupakan aksara yang digunakan sekitar abad ke-8 sampai abad ke-16. Terlepas dari cerita-cerita yang meyelimutinya, aksara jawa sesungguhnya mempunyai nilai yang sangat tinggi, baik itu nilai secara estetis (sastra) maupun nilai spiritual sebagai ajaran budi pekerti luhur pada manusia. Aksara Jawa yang menurut legenda diciptakan oleh Prabu Ajisaka dari Medang Kamulan (sementara bukti sejarah yang otentik tentang awal mula aksara jawa masih simpang siur) ini berjumlah 20 huruf dasar, 20 huruf pasangan yang berfungsi sebagai penutup bunyi vokal, 8 huruf “utama” (aksara murda, ada yang tidak memiliki pasangan), 8 pasang huruf utama, 5 aksara swara, 5 aksara rekan dan 5 pasangannya,

Beberapa sandhangan sebagai pengatur vocal, beberapa aksara khusus, beberapa tanda baca, serta beberapa aturan penulisan yang di sebut *padha*.

Dalam bentuk aslinya, aksara Jawa dituliskan secara menggantung atau di bawah garis. Cara penulisan aksara Jawa ini sama halnya dengan penulisan aksara Hindi. Namun, pada pengajaran di era modern, penulisan aksara Jawa diletakkan di atas garis. Didalam aksara Jawa akan ditemukan penyingkatan cacah huruf pada penulisan sebuah kata. Hal ini tentu saja berbedadibanding dengan penulisan aksara latin. Beberapa urutan dasar aksara Jawa banyak dikenal masyarakat karena pada dasarnya berisi sebuah cerita.

Aksara Jawa Nglegena				
ꦲ	ꦤ	ꦕ	ꦫ	ꦏ
ha	na	ca	ra	ka
ꦢ	ꦠ	ꦱ	ꦮ	ꦭ
da	ta	sa	wa	la
ꦥ	ꦢꦲ	ꦗ	ꦪ	ꦤꦶ
pa	dha	ja	ya	nya
ꦩ	ꦒ	ꦧ	ꦠ	ꦤꦒ
ma	ga	ba	tha	nga

Gambar 2.1 Huruf aksara jawa nglegena

2.2.2 Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*image Processing*) merupakan proses pengolahan piksel-piksel di dalam citra digital untuk tujuan tertentu. Pada awalnya pengolahan citra ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, namun dengan berkembangnya dunia komputasi yang ditandai dengan semakin meningkatnya kapasitas dan kecepatan di dalam proses komputer serta munculnya ilmu-ilmu komputasi yang memungkinkan manusia untuk mengambil informasi dari suatu citra (Septian Dwi Cahyo, 2009).

Proses pengolahan citra secara diagram proses dimulai dari pengambilan citra, perbaikan kualitas citra, sampai dengan pernyataan representatif citra yang dicitrakan sebagai berikut:



Gambar 2.2 Proses pengolahan citra

Dalam perkembangan lebih lanjut, *image processing* dan *computer vision* digunakan sebagai mata manusia, dengan perangkat input *image capture* seperti kamera dan scanner yang dijadikan sebagai mata dan mesin komputer (dengan program komputasinya) dijadikan sebagai otak yang mengolah informasi. Sehingga muncul beberapa pecahan bidang yang menjadi penting dalam computer vision, antara lain: pattern recognition (pengenalan pola), biometric pengenalan identifikasi manusia berdasarkan ciri-ciri biologis yang tampak pada badan manusia), content based image and video retrieval (mendapatkan kembali citra atau video dengan informasi tertentu), video editing, dan lain-lain (Basuki, 2005).

2.2.3 Thresholding

Thresholding adalah proses mengubah citra berderajat keabuan menjadi citra biner atau hitam putih sehingga dapat diketahui daerah mana yang termasuk obyek dan background dari citra secara jelas. Citra hasil thresholding biasanya digunakan lebih lanjut untuk proses pengenalan obyek serta ekstraksi fitur (Liza Anggraeni, 2015). Metode thresholding secara umum dibagi menjadi dua, yaitu :

1. Thresholding Global

Thresholding dilakukan dengan mempartisi histogram dengan menggunakan sebuah threshold (batas ambang) global T , yang berlaku untuk seluruh bagian pada citra.

2. Thresholding adaptif

Thresholding dilakukan dengan membagi citra menggunakan beberapa sub citra. Lalu pada setiap sub citra, segmentasi dilakukan dengan menggunakan threshold yang berbeda.

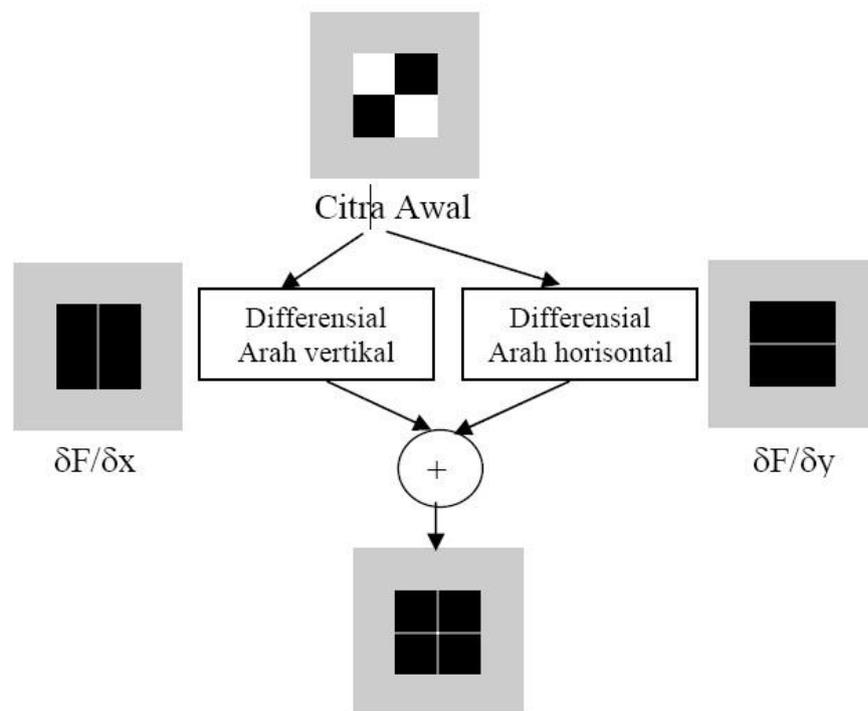
2.2.4 Deteksi Tepi

Tepi (Edge) adalah beberapa bagian dari citra di mana intensitas kecerahan berubah secara drastis. Dalam objek berdimensi satu, perubahan dapat diukur dengan menggunakan fungsi turunan (derivative function). Perubahan mencapai maksimum pada saat nilai turunan pertamanya mencapai nilai maksimum atau nilai turunan kedua (2^{nd} derivative) bernilai 0. Deteksi tepi (Edge detection) adalah operasi yang dijalankan untuk mendeteksi garis tepi (edges) yang

membatasi dua wilayah citra homogen yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda (Pitas 1993). Deteksi tepi pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari obyek-obyek citra, tujuannya adalah :

- Untuk menandai bagian yang menjadi detail citra
- □ Untuk memperbaiki detail dari citra yang kabur, yang terjadi karena error atau adanya efek dari proses akuisisi citra.
- Serta untuk mengubah citra 2D menjadi bentuk kurva

Suatu titik (x,y) dikatakan sebagai tepi (edge) dari suatu citra bila titik tersebut mempunyai perbedaan yang tinggi dengan tetangganya.



Gambar 2.3 Proses Deteksi Tepi

2.2.5 Deteksi Tepi Sobel

Proses yang digunakan oleh operator sobel merupakan proses dari sebuah konvolusi yang telah ditetapkan terhadap citra yang terdeteksi. Dalam operator sobel digunakan matrik konvolusi 3 X 3 dan susunan piksel-pikselya di sekitar pixel (x, y) seperti bagan berikut:

P1	P2	P3
P8	(x, y)	P4
P7	P6	P5

Operator sobel merupakan pengembangan Operator robert dengan menggunakan filter HPF yang diberi satu angka nol penyangga. Operator ini mengambil prinsip dari fungsi laplacian dan gaussian yang dikenal sebagai fungsi untuk membangkitkan HPF. Kelebihan dari Operator sobel ini adalah kemampuan untuk mengurangi noise sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi. Sehingga besar gradient dapat di hitung dengan menggunakan persamaan:

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

$$S_x = (p_3 + p_4 + p_5) - (p_1 + p_8 + p_7)$$

$$S_y = (p_1 + p_2 + p_3) - (p_7 + p_6 + p_5)$$

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Dengan nilai C konstanta bernilai dua, sehingga terbentuk matrik operator sobel dapat di gambarkan seperti di bawah ini:

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

Biasanya operator sobel menempatkan penekanan atau pembobotan pada piksel-piksel yang lebih dekat dengan titik pusat jendela, sehingga pengaruh piksel-piksel tetangga akan berbeda sesuai dengan letaknya terhadap titik di mana gradien dihitung. Dari susunan nilai-nilai pembobotan pada jendela juga terlihat bahwa perhitungan terhadap gradien juga merupakan gabungan dari posisi mendatar dan posisi vertical (Yeni Herdiyani, 2009).

2.2.6 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (artificial neural network) adalah sistem komputasi yang arsitektur dan operasinya diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf biologis di dalam otak. Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Jaringan syaraf tiruan dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi aproksimasi non-linear, klasifikasi data cluster dan regresi non-parametrik atau sebuah simulasi dari koleksi model jaringan syaraf biologi (Christian Suhendra, 2015).

Model jaringan syaraf dapat ditunjukkan dengan kemampuannya dalam

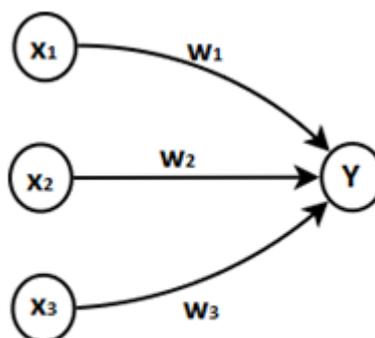
emulasi, analisis, prediksi dan asosiasi. Kemampuan yang dimiliki jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk belajar dan menghasilkan aturan atau operasi dari beberapa contoh atau input yang dimasukkan dan membuat prediksi tentang kemungkinan output yang akan muncul atau menyimpan karakteristik input yang diberikan kepada jaringan syaraf tiruan. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa:

- Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron)
- Sinyal dikirimkan diantara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung
- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal

Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada penjumlahan input yang diterima. Besarnya output selanjutnya dibandingkan dengan suatu ambang batas.

Jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh 3 hal:

- a. Pola hubungan antar neuron
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode *training / learning / algoritma*)
- c. Fungsi aktivasi



Sumber: (Siang, 2005)

Gambar 2.2 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Sederhana

Perhatikan Gambar 2.2, Y akan menerima input dari neuron x_1 , x_2 , dan x_3 dengan bobot hubungan masing-masing adalah w_1 , w_2 , dan w_3 . Ketiga impuls neuron yang ada lalu dijumlahkan. Besarnya impuls yang diterima oleh Y mengikuti fungsi aktivasi tertentu. Apabila nilai fungsi aktivasi cukup kuat, maka sinyal akan diteruskan. Nilai fungsi aktivasi (keluaran model jaringan) juga dapat dipakai sebagai dasar untuk merubah bobot.

2.2.7 Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyinya. (Kusumadewi, 2004).

Algoritma *Backpropagation* :

1. Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).
2. Tetapkan maksimum Epoch, Target Error, dan Learning Rate (α).
3. Inisialisasi: Epoch = 0, MSE = 1.
4. Kerjakan langkah-langkah berikut selama (Epoch < Maksimum Epoch) dan (MSE > Target Error):
 - 1) Epoch = Epoch + 1
 - 2) Untuk tiap-tiap pasangan elemen yang akan dilakukan pembelajaran, kerjakan:

Feedforward:

- (a) Tiap-tiap unit input (X_i , $i=1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).
- (b) Tiap-tiap unit pada suatu lapisan tersembunyi (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$z_in_j = b1_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots 2.1$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya.

$$z_j = f(z_in_j) \dots\dots\dots 2.2$$

Dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit output).

- (c) Tiap-tiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot.

$$y_in_k = b2_k + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \dots\dots\dots 2.3$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya.

$$y_k = f(y_in_k) \dots\dots\dots 2.4$$

Dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit output).

Catatan: langkah (b) dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi.

Backforward:

- (d) Tiap-tiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi erroornya:

$$\delta 2_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \dots\dots\dots 2.5$$

$$\varphi z_{jk} = \delta_k z_j \dots\dots\dots 2.6$$

$$\beta z_k = \delta_k \dots\dots\dots 2.7$$

Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{ij}):

$$\Delta w_{jk} = \alpha \varphi z_{jk} \dots\dots\dots 2.8$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_k):

$$\Delta b_k = \alpha \beta z_k \dots\dots\dots 2.9$$

Langkah (d) ini juga digunakan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi, yaitu menghitung informasi error dari suatu lapisan tersembunyi ke lapisan tersembunyi sebelumnya.

(e) Tiap-tiap unit tersembunyi (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan atasnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta z_k w_{jk} \dots\dots\dots 2.10$$

Kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi error :

$$\delta 1_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad 2.11$$

$$\varphi 1_{ij} = \delta 1_j x_j \quad 2.12$$

$$\beta 1_j = \delta 1_j \quad \dots \quad 2.13$$

Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}):

$$\Delta v_{ij} = \alpha \varphi 1_{ij} \dots\dots\dots 2.14$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai $b1_j$):

$$\Delta b1_j = \alpha \beta 1_j \dots\dots\dots 2.15$$

(f) Tiap-tiap unit output (Y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0,1,2,\dots,p$):

$$W_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \dots\dots\dots 2.16$$

$$b2_k(\text{baru}) = b2_k(\text{lama}) + \Delta b2_k \dots\dots\dots 2.17$$

tiap-tiap unit tersembunyi (Z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,\dots,n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \dots\dots\dots 2.18$$

$$b1_j(\text{baru}) = b1_j(\text{lama}) + \Delta b1_j \dots\dots\dots 2.19$$

(g) Hitung MSE

$$E = \frac{1}{2} \sum_1 (y_1 - t_1)^2 \dots\dots\dots 2.20$$

Fungsi aktivasi yang paling sering digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan menggunakan metode *backpropagation* adalah fungsi sigmoid biner. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai outputnya 0 atau 1 (Kusumadewi, 2004).

Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \dots\dots\dots 2.21$$

Dengan turunannya:

$$f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)] \dots\dots\dots 2.22$$

2.2.8 MATLAB

Matrix Laboratory atau yang biasa disebut dengan MATLAB adalah sebuah program untuk menganalisis dan mengkomputasi data numerik, dan merupakan suatu bahasa pemrograman matematika lanjutan, yang dibentuk dengan dasar pemikiran yang menggunakan sifat dan bentuk matriks.

Matlab dikembangkan oleh The Mathwork Inc. yang hadir dengan fungsi dan karakteristik yang berbeda dengan bahasa pemrograman lain yang sudah ada lebih dahulu seperti Delphi, Basic maupun C++. Matlab merupakan bahasa canggih untuk komputansi teknik. Matlab merupakan integrasi dari komputansi, visualisasi dan pemograman dalam suatu lingkungan yang mudah digunakan, karena permasalahan dan pemecahannya dinyatakan dalam notasi matematika biasa (Pujiriyanto:2004). Kegunaan Matlab secara umum adalah untuk :

- Matematika dan Komputansi.
- Pengembangan dan Algoritma.
- Pemodelan, simulasi dan pembuatan prototype.
- Analisis Data, eksplorasi dan visualisasi.
- Pembuatan apilikasi termasuk pembuatan graphical user interface.