

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

1.1 Tinjauan Pustaka

1.1.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan sistem komputasi yang terinspirasi dari mekanisme kerja sistem saraf biologis manusia. Model ini dibangun berdasarkan representasi matematis dari proses kognitif, dengan prinsip dasar bahwa pemrosesan informasi dilakukan oleh unit-unit elementer yang dinamakan neuron. Dalam arsitektur JST, transmisi sinyal antar neuron dilakukan melalui koneksi sinaptik yang masing-masing memiliki nilai bobot tertentu. Pada setiap sel saraf, fungsi aktivasi diterapkan pada hasil jumlah sinyal terbobot yang masuk untuk menentukan keluaran (Lesnussa dkk., 2017).

Sebagai bagian dari perkembangan kecerdasan buatan, jaringan saraf tiruan telah menunjukkan kemajuan signifikan dalam menghasilkan estimasi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan statistik konvensional seperti analisis regresi dan korelasi. Kemampuan prediktif model ini telah terbukti unggul dalam berbagai aplikasi komputasional. (Trisno dkk., 2020).

Jaringan Syaraf Tiruan merepresentasikan upaya ilmiah dalam mereplikasi mekanisme kerja sistem saraf biologis manusia untuk menyelesaikan berbagai tugas komputasional. Model ini terinspirasi dari kapasitas otak manusia dalam mengorganisir jaringan neuron, yang memungkinkannya melakukan proses

pengenalan pola dengan tingkat efisiensi yang optimal (Etikasari & Puspitasari, 2019).

Berdasarkan definisi tentang Jaringan Syaraf Tiruan diatas dapat disimpulkan bahwa JST sistem pengolahan informasi yang berupaya meniru kinerja otak manusia dengan menerapkan model matematis secara umum pada suatu kasus. Jaringan saraf tiruan terdiri dari unit pemrosesan kecil yang saling terhubung, yang didasarkan pada struktur jaringan saraf manusia.

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dapat Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan sistem komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi jaringan saraf biologis pada otak manusia. Sistem ini dirancang sebagai replika artifisial dari mekanisme kognitif manusia, dengan tujuan meniru proses pembelajaran alami yang terjadi pada sistem saraf biologis. Secara matematis, JST dikembangkan sebagai model komputasional yang mampu melakukan aproksimasi fungsi non-linear, klasifikasi data cluster, regresi non-parametrik, serta simulasi proses kognisi manusia berdasarkan pemodelan saraf biologis (Kapita dkk., 2020). Dasar dari konsep ini mencakup asumsi berikut:

1. Proses penyampaian informasi terjadi pada elemen sederhana yang dikenal sebagai neuron.
2. Persyaratan mengalir di antara sel-sel saraf melalui sambungan sambungan, dan setiap sambungan sambungan memiliki bobot yang sesuai. Bobot ini digunakan untuk menggandakan atau mengalikan sinyal yang melewati sambungan tersebut.

3. Setiap sel saraf menerapkan fungsi aktivasi pada sinyal hasil penjumlahan berbobot yang diterimanya, untuk menentukan sinyal keluaran.

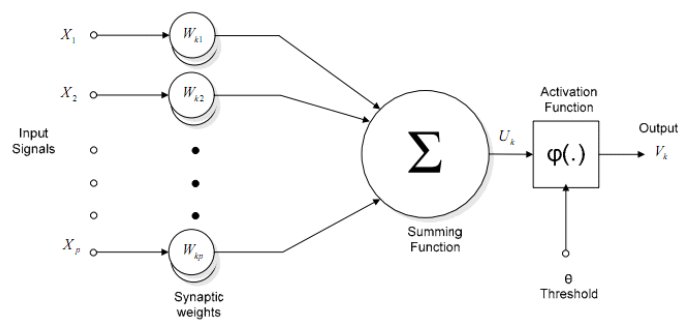
Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan model komputasional yang mengadopsi prinsip dasar sistem saraf biologis. Meskipun memiliki kemiripan dalam hal karakteristik pemrosesan informasi dan mekanisme operasional dengan jaringan saraf manusia, kompleksitas JST tetap berada pada tingkat yang lebih sederhana dibandingkan dengan sistem saraf biologis yang sesungguhnya.

1.1.1.1 Arsitektur jaringan syaraf tiruan

Jaringan Saraf Tiruan dikembangkan berdasarkan prinsip-prinsip fundamental yang seragam, di mana seluruh varian modelnya berbagi konsep inti yang sama. Namun demikian, efektivitas jaringan dalam mencapai tujuan spesifik sangat ditentukan oleh pemilihan arsitekturnya, mengingat setiap permasalahan komputasional memerlukan pendekatan arsitektural yang berbeda-beda (Zola dkk., 2018). JST memiliki Beberapa arsitektur umum yang digunakan dalam Jaringan Syaraf Tiruan telah diidentifikasi (Permadi & Nugroho, 2019).

1. Jaringan Lapisan Tunggal merupakan arsitektur jaringan saraf yang paling sederhana, terdiri atas satu lapisan masukan dan satu lapisan keluaran. Dalam struktur ini, seluruh unit neuron pada lapisan masukan terhubung secara penuh (fully connected) dengan semua neuron pada lapisan keluaran. Karakteristik utama jaringan ini adalah proses transformasi langsung dari masukan ke keluaran tanpa melibatkan lapisan tersembunyi (hidden layer) antara.

2. Jaringan Multilayer terdiri atas tiga komponen arsitektural utama: lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Berbeda dengan jaringan lapisan tunggal, arsitektur multilayer memiliki kapabilitas yang lebih unggul dalam menyelesaikan permasalahan kompleks, meskipun memerlukan waktu komputasi yang lebih panjang selama fase pelatihan.
3. Jaringan Lapisan Kompetitif (*Competitive Layer*) memungkinkan setiap kelompok neuron bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Salah satu contoh algoritma yang menggunakan jaringan ini adalah LVQ.



Sumber : Andhika Prima Prasetyo- researchgate.net

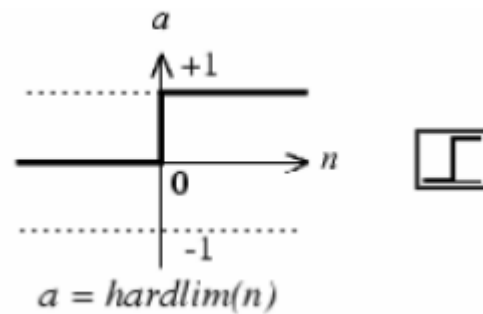
Gambar 2. 1 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

1.1.1.2 Fungsi Aktivasi *Hard Limit*

Fungsi aktivasi *Hard Limit* (atau sering disebut juga sebagai *binary step function*) merupakan salah satu fungsi aktivasi paling sederhana dalam jaringan saraf tiruan. Fungsi ini menghasilkan output biner, yaitu 0 atau 1, berdasarkan nilai input yang diberikan. Secara matematis, fungsi *Hard Limit* didefinisikan sebagai:

$A = 1$ jika $\text{input} \geq 0$, dan $A = 0$ jika $\text{input} < 0$. Fungsi ini sering digunakan dalam model jaringan saraf awal seperti perceptron sederhana karena kemampuannya untuk melakukan klasifikasi biner dengan cepat dan efisien. Namun, kekakuannya

dalam menghasilkan hanya dua nilai output membatasi penerapannya hanya untuk masalah yang secara inheren bersifat linear atau biner (Ratna, 2020). Fungsi undak biner (hard limit) dirumuskan sebagai :



Gambar 2. 2 Grafik fungsi aktivasi *hard limit*

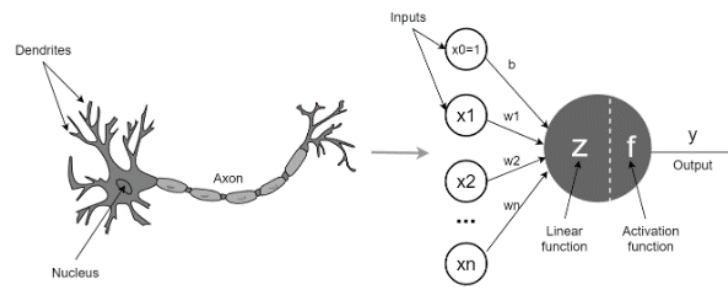
Sumber : Nopriadi

Kelemahan utama fungsi *Hard Limit* adalah ketidakmampuannya untuk mendukung proses pembelajaran yang mendalam melalui *backpropagation*. Karena turunan dari fungsi ini adalah nol di semua titik kecuali pada titik *threshold* (di mana turunannya tidak terdefinisi), gradien yang dihasilkan menjadi nol, sehingga menghambat pembaruan bobot selama pelatihan jaringan saraf tiruan. Selain itu, fungsi ini tidak dapat menangani masalah non-linear atau klasifikasi multi-kelas, yang membatasi penggunaannya dalam arsitektur jaringan yang lebih kompleks dan mendalam. Dalam konteks perkembangan deep learning modern, fungsi *hard limit* dianggap tidak lagi memadai karena tidak memenuhi syarat utama fungsi aktivasi yang baik, seperti non-linearitas dan kemampuan untuk memberikan gradien yang bermakna (Anggelina, 2018).

Meskipun memiliki keterbatasan, fungsi *Hard Limit* masih relevan dalam studi historis dan pendidikan mengenai jaringan saraf tiruan. Fungsi ini membantu dalam memahami dasar-dasar klasifikasi biner dan konsep threshold dalam neuron tiruan. Dalam beberapa aplikasi sederhana atau sistem yang memerlukan keputusan biner yang cepat, fungsi ini masih dapat digunakan. Namun, untuk jaringan yang memerlukan pembelajaran mendalam dan kemampuan generalisasi yang tinggi, fungsi aktivasi yang lebih canggih seperti *ReLU*, *sigmoid*, atau *tanh* lebih dipilih karena sifatnya yang non-linear dan mampu memberikan gradien yang baik untuk optimasi (Hatta & Susrama, 2017).

1.1.2 Algoritma *Perceptron*

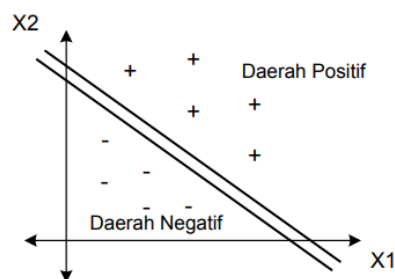
Rosenblatt (1962) bersama dengan Minsky dan Papert (1969) merupakan pelopor dalam pengembangan model *perceptron*. Sebagai bentuk jaringan saraf sederhana, *perceptron* menjadi model dengan kemampuan pelatihan dan aplikasi terbaik di masanya. Arsitektur satu lapisannya memungkinkan penyesuaian bobot secara dinamis, menjadikannya efektif untuk klasifikasi pola linear. Model ini juga terbukti handal dalam mengenali fungsi logika "AND" menggunakan *input* dan *output* bipolar (Akram dkk., 2020).



Sumber : Rukshan Pramoditha, 2021

Gambar 2. 3 Model Jaringan Metode *Perceptron*

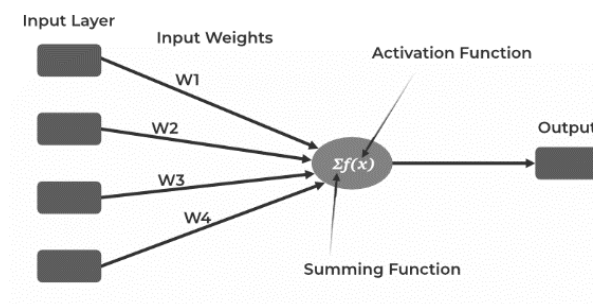
Sebagai model jaringan saraf sederhana, *perceptron* bekerja dengan mengatur parameter bebas melalui mekanisme pembelajaran. Arsitekturnya yang terdiri dari satu lapisan memungkinkan penyesuaian bobot secara dinamis, menjadikannya efektif untuk menyelesaikan masalah klasifikasi linear. Karakteristik ini membuat *perceptron* menjadi solusi ideal untuk pemisahan pola secara linier. (Priyatno dkk., 2022). Fungsi aktivasi *threshold* memiliki nilai yang selalu positif (non-negatif). Desain fungsi ini secara khusus menciptakan batasan tegas antara wilayah output positif dan negatif, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 2.3.



Sumber : Yohanes Pangaribuan Unika St. Thomas, 2017

Gambar 2. 4 Perbatasam linier dengan *perceptron*

Gambar 2.4 memperlihatkan arsitektur single-layer *perceptron* yang terdiri atas tiga unit input (x_1, x_2, x_3) dan satu unit *output* (y). Setiap koneksi dari input ke neuron *output* memiliki bobot tersendiri, yaitu w_1 untuk x_1 , w_2 untuk x_2 , dan w_3 untuk x_3 . Pada model ini, fungsi aktivasi yang diterapkan adalah fungsi *hard linier* (*binary step function*).



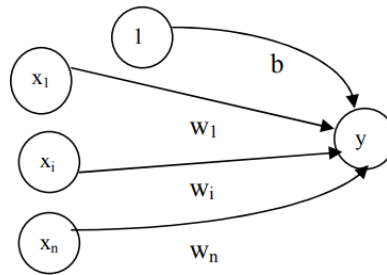
Sumber : <https://www.geeksforgeeks.org/>, 2025

Gambar 2. 5 Single Layer *Perceptron*

1.1.2.1 Arsitektur *Perceptron*

Unit asosiasi menghasilkan vektor biner yang berfungsi sebagai sinyal masukan bagi unit respon (*output*). Dalam arsitektur ini, fokus utama terletak pada lapisan tersebut mengingat bobot koneksi antara unit asosiasi dan unit output bersifat dinamis dan dapat dimodifikasi. (Kapita dkk., 2020).

Jaringan *perceptron* dirancang untuk melakukan klasifikasi pola *input* ke dalam kategori tertentu. Sistem ini bekerja dengan menghasilkan *output* biner, dimana nilai +1 mengindikasikan bahwa input termasuk dalam kelas yang dimaksud, sedangkan *output* -1 menunjukkan bahwa input tidak termasuk dalam kategori tersebut. Konfigurasi arsitektural jaringan ini dapat dilihat pada gambar 2.5 .berikut :



Sumber : <http://journal.uad.ac.id/index.php/JIFO/article/view/5257>

Gambar 2. 6 Arsitektur *Perceptron*

Keterangan :

$x_1, \dots, x_2, \dots, x_n$: neuron *input*

y : neuron *output*

b : bias

$w_1, \dots, w_i, \dots, w_n$: bobot

1.1.2.2 Pelatihan *Perceptron*

Jaringan perceptron merupakan model komputasi yang cukup revolusioner pada masanya. Dikembangkan pertama kali oleh Rosenblatt (1962) dan kemudian disempurnakan oleh Minsky dan Papert (1969), sistem ini bekerja dengan menentukan bobot koneksi antara unit asosiatif dan unit respons (*output*) melalui proses pembelajaran yang dikenal sebagai *learning rate*. Mekanisme kerjanya melibatkan perhitungan output untuk setiap input pelatihan, kemudian melakukan evaluasi *error* dengan membandingkan hasil perhitungan terhadap target yang diharapkan. Secara khusus, jaringan ini mampu mengidentifikasi dua jenis

kesalahan: ketika *output* 0 tetapi target -1, atau ketika *output* +1 tetapi target tetap -1 (Akram dkk., 2020).

Sistem akan melakukan penyesuaian parameter berdasarkan dua prinsip utama: Pertama, arah penyesuaian bobot selalu mengacu pada nilai target ketika error teridentifikasi. Kedua, hanya koneksi dari unit aktif (menghasilkan sinyal $\neq 0$) yang mempengaruhi error yang akan mengalami perubahan nilai. Dalam kondisi tanpa error, semua parameter dipertahankan, sedangkan jika terjadi diskrepansi antara output dan target, penyesuaian bobot dilakukan mengikuti persamaan matematis tertentu: (Akram dkk., 2020)

$$w_i (new) = w_i (old) + a t x_i \dots \dots \dots (2.2)$$

Keterangan :

x_i = input ke – i

t = target yang nilainya +1 atau -1

a = kecepatan belajar (learning rate) yaitu $0 <$

$\alpha \leq 1$

w = bobot

jika error tidak terjadi, maka bobot-bobot tidak akan berubah.

Dari pembahasan teoritis mengenai algoritma perceptron, dapat ditarik beberapa kesimpulan penting. Pertama, perceptron merupakan model klasifikasi linear yang efektif untuk memisahkan pola-pola tertentu. Secara struktural, model

ini memiliki konfigurasi sederhana yang meliputi beberapa unit input, sebuah unit output, serta sejumlah bobot penghubung antar lapisan tersebut. Proses pembelajarannya mengadopsi pendekatan supervised learning dengan tahapan sebagai berikut: inisialisasi parameter (bobot dan bias), diikuti oleh iterasi berulang hingga tercapai konvergensi antara output jaringan dan target yang diharapkan.

1.1.3 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital merupakan bidang keilmuan yang mempelajari berbagai metode dan algoritma untuk memproses representasi visual, baik dalam bentuk gambar statis (fotografi) maupun gambar dinamis (rekaman video). Istilah 'digital' dalam konteks ini mengacu pada proses komputasi yang dilakukan secara numerik menggunakan perangkat komputer (Ratna, 2020).

Citra digital merepresentasikan bentuk visual dari objek nyata dalam format numerik yang dapat diproses oleh sistem komputasi. Secara struktural, citra ini tersusun atas matriks piksel - elemen gambar terkecil yang terorganisir dalam grid dua dimensi (baris dan kolom). Setiap unit piksel mengandung nilai digital yang merepresentasikan atribut visual seperti intensitas cahaya atau informasi warna pada lokasi spesifik dalam citra (Dijaya, 2023).

Pengolahan citra digital memiliki tujuan fundamental untuk melakukan transformasi dan modifikasi terhadap representasi visual digital guna memenuhi berbagai kebutuhan aplikatif. Proses ini meliputi berbagai teknik operasional yang dirancang untuk meningkatkan parameter kualitas visual citra, melakukan ekstraksi

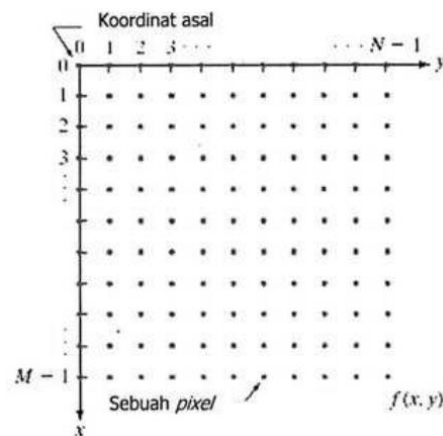
fitur-fitur informatif, serta mengoptimalkan interpretabilitas dan utilitas citra dalam beragam konteks penerapan. (Dijaya, 2023).

Representasi numerik citra memerlukan konversi ke dalam nilai-nilai diskrit melalui proses digitalisasi. Proses ini mengubah fungsi kontinu intensitas cahaya menjadi sekumpulan nilai digital terkuantisasi. Dalam ruang diskrit dua dimensi, citra digital direpresentasikan sebagai matriks $f(x,y)$ dengan komponen baris (m) dan kolom (n), dimana setiap elemen matriks pada koordinat (m,n) merupakan piksel - unit terkecil penyusun citra yang terbentuk dari perpotongan indeks baris dan kolom tersebut (Laksono dkk., 2022).

Berdasarkan teori tentang citra digital diatas dapat disimpulkan bahwa citra digital adalah cabang ilmu yang meneliti proses pembentukan, pengolahan, dan analisis gambar agar menghasilkan informasi yang dapat dimengerti oleh manusia. Citra digital tersusun atas matriks piksel yang terorganisir secara grid dua dimensi, terdiri dari baris dan kolom. Setiap unit piksel mengandung nilai digital yang merepresentasikan atribut visual berupa intensitas luminansi atau informasi warna pada lokasi spesifik dalam struktur gambar tersebut.

Dalam pemodelan digital, citra direpresentasikan sebagai fungsi intensitas diskrit $f(x,y)$ yang memetakan koordinat spasial (x,y) ke nilai keabuan tertentu. Model ini mengasumsikan grid teratur berukuran $M \times N$, dengan M merepresentasikan jumlah baris (sumbu vertikal) dan N menunjukkan jumlah kolom (sumbu horizontal), membentuk sistem koordinat digital dimana setiap titik (x,y) memiliki nilai intensitas $f(x,y)$ yang merepresentasikan karakteristik optik

pada lokasi tersebut. Apabila nilai x, y dan nilai amplitude f secara keseluruhan berhingga (finite) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut citra digital (Niam & Qirom, 2019).



Gambar 2. 7 Koordinat citra digital

Sumber : <https://media.neliti.com/media/publications/523162-none-cabebf00.pdf>

Citra digital dapat ditulis dalam bentuk matrik sebagai berikut.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}.$$

Gambar 2. 8 matrik citra digital

Setiap elemen citra pada koordinat (x, y) dapat disebut sebagai picture element, image element, pels, atau yang lebih umum dikenal sebagai piksel. Dalam konteks pengolahan citra digital, istilah piksel menjadi terminologi yang paling dominan digunakan. Sebagai contoh visual, Gambar 2.6 mendemonstrasikan proses digitalisasi citra dengan resolusi 16×16 , terdiri dari 16 baris (M) dan 16 kolom (N) yang membentuk matriks piksel teratur (Niam & Qirom, 2019).

1.1.4 Teknik Pengenalan Pola

Menurut Pujiyanta Pengenalan pola sebagai cabang ilmu dalam machine learning didefinisikan sebagai proses transformasi data mentah menjadi aksi berdasarkan hasil klasifikasi. Dalam konteks jaringan saraf tiruan untuk klasifikasi objek sederhana, terdapat dua komponen utama yaitu variabel input berupa objek yang akan diidentifikasi, dan variabel target sebagai referensi pembanding dalam proses klasifikasi. (Musthofa dkk., 2017).

Sistem pengenalan pola tulisan tangan merupakan suatu metode komputasional yang memproses data input berupa dokumen hasil digitasi scanner. Proses diawali dengan konversi dokumen fisik menjadi representasi digital berbasis bitmap, yang kemudian melalui serangkaian algoritma pemrosesan gambar diubah menjadi data karakter yang dapat diinterpretasikan. Dalam implementasinya, pola tulisan tangan umumnya dimodelkan sebagai struktur data matematis, baik dalam bentuk vektor maupun matriks (Masrani dkk., 2018).

Pengenalan pola berperan sebagai tahap intermediat dalam alur pemrosesan data yang meliputi normalisasi gambar, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan post-processing berdasarkan hasil klasifikasi dan tingkat kepastian. Proses ini secara khusus terkait dengan tahap pengklasifikasian. Pada beberapa implementasi seperti jaringan saraf tiruan, proses seleksi dan ekstraksi fitur dapat dilakukan melalui mekanisme semi-otomatis hingga full otomatis (Masrani dkk., 2018).

Menurut David, pengenalan pola merupakan disiplin penting dalam machine learning yang melibatkan transformasi data mentah menjadi aksi berdasarkan hasil

klasifikasi. Implementasi praktisnya mencakup berbagai aplikasi canggih seperti sistem pengenalan suara, kategorisasi dokumen otomatis, teknologi pengenalan tulisan tangan, pembacaan kode pos secara digital, serta biometric face recognition. Mayoritas sistem ini mengadopsi teknik computer vision dengan citra digital sebagai input dasar. Secara khusus, arsitektur perceptron telah terbukti efektif untuk pengenalan pola karakter melalui proses pelatihan menggunakan berbagai varian input yang merepresentasikan huruf alfabet (Pangaribuan & Sagala, 2017).

Berdasarkan uraian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa pengenalan pola merupakan disiplin ilmu yang berfokus pada proses kategorisasi objek melalui analisis kuantitatif terhadap karakteristik utamanya. Dalam konteks ini, pola didefinisikan sebagai entitas diskrit yang memiliki identitas jelas, dapat dikenali melalui serangkaian parameter tertentu, serta mampu didefinisikan secara terminologis.

Menurut Kusumadewi, Sistem pengenalan pola terdiri dari beberapa elemen yaitu Sistem pengenalan pola terdiri dari lima komponen utama yang bekerja secara terintegrasi. Pertama, transduser input berfungsi mengubah bentuk fisik pola menjadi sinyal elektrik menggunakan perangkat seperti kamera digital, scanner, atau mikrofon. Selanjutnya, sinyal tersebut diproses oleh unit pra-pemrosesan yang melakukan berbagai operasi meliputi amplifikasi sinyal, penyaringan spasial, analisis frekuensi, serta konversi data analog ke digital. Tahap ketiga melibatkan ekstraktor fitur yang bertugas mengidentifikasi dan mengekstrak karakteristik unik dari sinyal untuk keperluan pencocokan pola. Komponen keempat adalah selector respons yang menggunakan algoritma khusus untuk membandingkan pola input

dengan referensi yang tersimpan dalam database guna menemukan kecocokan terbaik. Terakhir, sistem output menampilkan hasil pengenalan pola melalui berbagai antarmuka seperti perangkat audio, tampilan visual, atau terminal komputer (Pangaribuan & Sagala, 2017)

1.1.5 Citra Biner

Citra biner merupakan jenis citra digital dengan karakteristik khusus dimana setiap pikselnya hanya dapat memiliki dua nilai intensitas, umumnya direpresentasikan sebagai hitam (0) dan putih (1). Dalam literatur teknis, citra ini sering disebut sebagai citra hitam-putih atau citra monokromatik. Representasi datanya sangat efisien karena hanya memerlukan satu bit untuk setiap piksel. Proses binarisasi citra melibatkan penentuan threshold (ambang batas) intensitas keabuan, dimana piksel dengan nilai intensitas di atas threshold akan dikonversi menjadi 1 (putih), sedangkan yang di bawah threshold menjadi 0 (hitam). Mekanisme konversi ini memungkinkan penyederhanaan citra kompleks menjadi representasi biner yang lebih mudah dianalisis (Hatta & Susrama, 2017).

Citra biner merupakan hasil transformasi dari citra skala keabuan melalui berbagai teknik pemrosesan citra digital. Proses konversi ini dapat dilakukan dengan beberapa metode kunci, meliputi segmentasi yaitu memisahkan objek dari background, *thresholding* yaitu menentukan nilai ambang intensitas, operasi morfologis yang memodifikasi bentuk objek, *dithering* yang mensimulasikan gradasi warna. Setelah melalui proses tersebut, setiap piksel pada citra hanya akan memiliki satu dari dua kemungkinan nilai biner (0 atau 1) yang merepresentasikan

warna hitam atau putih. Representasi data ini sangat efisien dalam hal penyimpanan karena setiap piksel hanya membutuhkan satu bit ruang memori (Idris dkk., 2023).

Salah satu metode untuk mengubah citra skala keabuan menjadi citra biner adalah menggunakan *thresholding*. Proses ini menggunakan nilai ambang (*threshold*) yang ditentukan untuk memisahkan piksel-piksel berdasarkan derajat keabuan yang dimilikinya (Sindar, 2017).

Contohnya, citra biner dapat dihasilkan dari citra skala keabuan dengan menggunakan *thresholding Otsu*. Proses ini menggunakan titik lembah (*Otsu threshold*) yang diperoleh dari histogram citra skala keabuan. Titik lembah ini merupakan nilai derajat keabuan yang memisahkan piksel-piksel dengan derajat keabuan yang berbeda (Bhahri & Rachmat, 2018).

Citra biner merupakan output umum dari berbagai teknik pemrosesan citra digital, termasuk segmentasi, *thresholding*, operasi morfologi, dan teknik dithering. Proses konversi ke citra biner (binarisasi) memiliki tujuan utama untuk menyederhanakan analisis pola, dimana representasi visual yang lebih minimalis dengan hanya dua nilai intensitas (hitam dan putih) memungkinkan deteksi objek yang lebih akurat dan efisien (Hatta & Susrama, 2017).

Berdasarkan teori tentang citra biner diatas dapat disimpulkan bahwa citra biner adalah gambar digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai untuk setiap pikselnya, yaitu hitam dan putih. Piksel yang mewakili objek dalam citra akan memiliki nilai di atas ambang batas yang disebut *threshold above*. Selain itu, ada juga variasi ambang batas yang disebut *threshold below*, yang merupakan

kebalikan dari *threshold above*. Citra biner dapat disimpan dalam memori sebagai bitmap, yaitu kumpulan bit-bit yang padat.

1.1.6 Deteksi Tepi *Prewitt*

Operator *Prewitt* merupakan salah satu teknik pendeteksian tepi yang efektif dalam pengolahan citra digital. Metode ini bekerja melalui proses konvolusi antara citra asli dengan kernel *Prewitt* berukuran 3×3 yang mengandung nilai $[-1, 0, +1]$. Proses komputasi melibatkan penjumlahan hasil perkalian antara intensitas piksel dengan nilai kernel pada setiap wilayah 3×3 citra. Area dengan gradien intensitas tinggi yang dihasilkan dari operasi ini kemudian diidentifikasi sebagai tepi objek dalam citra (Anggelina, 2018).

Operator *Prewitt* dalam deteksi tepi merupakan penyempurnaan dari operator Robert melalui penerapan *High Pass Filter (HPF)* dengan penambahan zero padding. Metode ini mengadopsi prinsip matematis yang serupa dengan operator Sobel, namun dengan implementasi matriks konvolusi berukuran 3×3 yang memiliki karakteristik khusus dalam penekanan komponen frekuensi tinggi. (Anggelina, 2018).

Operator *Prewitt* mengimplementasikan pendekatan konvolusi menggunakan window 3×3 yang berpusat pada piksel target. Metode ini bekerja dengan menerapkan dua kernel terpisah: kernel horizontal untuk mendeteksi gradien intensitas arah sumbu-x, dan kernel vertikal untuk mengidentifikasi gradien arah sumbu-y. Kedua kernel ini memiliki dimensi yang identik dengan

neighborhood processing window, memungkinkan komputasi diferensial spasial secara efisien (Niam & Qirom, 2019).

Proses deteksi tepi menggunakan operator Prewitt pada Gambar 2.7 melibatkan dua tahap konvolusi diskrit: (1) aplikasi kernel horizontal untuk mengukur variasi intensitas sepanjang sumbu-x (G_x), dan (2) aplikasi kernel vertikal untuk mengukur variasi sepanjang sumbu-y (G_y). Hasil kedua operasi ini kemudian diintegrasikan melalui perhitungan norma Euclidean (L2) untuk menghasilkan peta tepi komprehensif yang sensitif terhadap perubahan intensitas multidirectional (Niam & Qirom, 2019).

$$H = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \text{dan} \quad H = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Gambar 2. 9 Matrik mask operator *prewitt*

Berdasarkan teori tentang operator prewitt diatas dapat disimpulkan bahwa sebagai turunan dari operator gradien, *Prewitt edge* detector mengimplementasikan konsep *high-pass filtering* melalui pendekatan *zero-padded convolution*. Berbeda dengan operator *Laplacian* yang menggunakan derivatif orde dua, *Prewitt* memanfaatkan derivatif orde pertama yang diimplementasikan melalui sepasang kernel komplementer 3×3 . Pendekatan ini menghasilkan deteksi tepi yang lebih *robust* terhadap *noise* sambil mempertahankan ketajaman respons terhadap perubahan intensitas.

1.1.7 Aksara Jawa

Aksara Jawa merupakan Aksara yang digunakan oleh masyarakat Jawa sejak jaman dulu. Aksara Jawa berkembang pada masa kejayaan kerajaan Majapahit. Ketika imperium Islam mulai memasuki tanah Jawa, format dan susunannya berubah seperti yang dikenali sekarang yang disebut Hanacaraka karena susunannya berbunyi ha, na, ca, ra, ka....dan seterusnya (Widodo, 2022).

Sistem tulisan Jawa tradisional (carakan) memiliki karakteristik unik dengan 20 karakter dasar bersifat silabis (berbasis suku kata). Berbeda dengan alfabet Latin yang bersifat fonemik (satu huruf mewakili satu bunyi), aksara Jawa dalam bentuk dasarnya (legana) belum mengandung sandhangan. Perbedaan mendasar juga tampak pada bentuk visualnya; aksara Jawa memiliki grafem yang sangat berbeda dengan huruf Latin konvensional, sehingga membutuhkan kompetensi khusus untuk menguasai keterampilan baca-tulisnya. (Pratiwi, 2021).

Dentawyanjana merupakan istilah tradisional untuk menyebut urutan alfabet Jawa dasar (legana), dimana etimologi katanya berasal dari 'denta' yang berarti gigi dan 'wyanjana' yang merujuk pada produksi suara. Dalam terminologi lain, sistem ini disebut carakan - suatu skema penulisan yang tersusun secara berurutan dari aksara ha hingga nga (Pratiwi, 2021).

Aksara Jawa sebagai warisan budaya linguistik sempat tidak termasuk dalam daftar mata pelajaran inti di jenjang pendidikan dasar dan menengah pertama. Namun dalam perkembangannya, khususnya di wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta, bahasa Jawa kini memperoleh status sebagai muatan lokal wajib yang

diajarkan secara berjenjang mulai dari sekolah dasar hingga menengah atas. Kondisi ini mendorong revitalisasi aksara Jawa sebagai komponen penting dalam pembelajaran bahasa daerah di institusi pendidikan (Pratiwi, 2021).

1. Kelengkapan Aksara Jawa dalam Tata Tulis Simplified

Dalam filologi Jawa, Carakan menempati posisi sentral sebagai sistem grafemik yang mengkodekan unit fonologis bahasa Jawa. Sistem silabik ini tidak hanya terdiri dari aksara dasar (20 Wyanjana), tetapi juga mengembangkan kompleksitas ortografis melalui mekanisme pasangan, suatu inovasi grafis untuk menangani fenomena fonotaktik bahasa Jawa, khususnya dalam hal penyatuan suku kata tertutup dan pembentukan kluster konsonan antarkata: (Pratiwi, 2021)

𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓
ha, ha	na, na	ca, ca	ra, ra	ka, ka
𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓
da, da	ta, ta	sa, sa	wa, wa	la, la
𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓
pa, pa	dha, dha	ja, ja	ya, ya	nya, ña
𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓	𑭄𑭓
ma, ma	ga, ga	ba, ba	tha, ɬa	nga, ŋa

Sumber: <https://storage.jogjabelajar.org/assets/content/nugroho-saputra-167627-0708.pdf>

Gambar 2. 10 Huruf Aksara Wyanjana

ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ
ha, ha	na, na	ca, ca	ra, ra	ka, ka
ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ
da, da	ta, ta	sa, sa	wa, wa	la, la
ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ
pa, pa	dha, dha	ja, ja	ya, ya	nya, nya
ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ	ᮊ
ma, ma	ga, ga	ba, ba	tha, tha	nga, nga

Sumber: <https://storage.jogjabelajar.org/assets/content/nugroho-saputra-167627-0708.pdf>

Gambar 2. 11 Aksara Pasangan Wyanjana

2. Sandangan Bunyi Vokal /sandhangan swara

Dalam sistem penulisan aksara Jawa, sandhangan swara atau tanda vokal diklasifikasikan ke dalam dua kategori utama berdasarkan durasi pengucapannya, yakni sandhangan swara dengan bunyi pendek, dan sandhangan swara dengan bunyi panjang.

Wujud	Nama	Swara	Jawa	JGST	PUJL
ᮊ	wulu	i	ᮊᮊᮊ	pipi	pipi
ᮊ	pepet	e	ᮊᮊᮊᮊ	hasēm/	asem
ᮊ	suku	u	ᮊᮊᮊ	suku	suku
ᮊ	taling	é	ᮊᮊᮊᮊ ᮊᮊᮊᮊᮊᮊᮊᮊ	saté bèbèk/	saté bèbèk/
ᮊᮊ	taling tarung	o	ᮊᮊᮊᮊᮊᮊᮊᮊ	toko	toko

Sumber: <https://storage.jogjabelajar.org/assets/content/nugroho-saputra-167627-0708.pdf>

Gambar 2. 12 Sandhangan swara pendek

pemrograman dalam suatu model yang sangat mudah untuk pakai dimana masalah-masalah dan penyelesaiannya diekspresikan dalam notasi matematika yang familiar. Penggunaan *MATLAB* meliputi bidang–bidang: (Apriyansyah & Baysha, 2018)

1. Matematika dan Komputasi
2. Pembentukan Algoritma
3. Akusisi Data
4. Pemodelan, simulasi, dan pembuatan prototipe
5. Analisa data, explorasi, dan visualisasi
6. Grafik Keilmuan dan bidang Rekayasa

MATLAB merupakan lingkungan komputasi teknis berbasis array multidimensi yang menyederhanakan manipulasi data tanpa perlu mengelola memori secara manual. Platform ini secara khusus dirancang untuk menyelesaikan permasalahan komputasi numerik kompleks terkait operasi matriks dan aljabar vektor secara efisien - suatu tantangan yang cukup rumit jika diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman tingkat rendah seperti Pascal, C, atau Basic.(Tjolleng, 2017).

MATLAB, akronim dari *Matrix Laboratory*, awalnya dikembangkan sebagai antarmuka yang memfasilitasi akses ke rutin komputasi matriks dari paket *LINPACK* dan *EISPACK*. Dalam perkembangannya, platform ini telah mengintegrasikan *library LAPACK* dan *BLAS*, membentuk suatu ekosistem komputasi matriks yang canggih dan menyajikan pendekatan inovatif dalam pemrosesan matriks numerik.

Dalam lingkungan perguruan tinggi teknik, *MATLAB* merupakan perangkat standar untuk memperkenalkan dan mengembangkan penyajian materi matematika, rekayasa dan kelimuan. Di industri, *MATLAB* merupakan perangkat pilihan untuk penelitian dengan produktifitas yang tinggi, pengembangan dan analisisnya (Tjolleng, 2017).

MATLAB telah mengembangkan berbagai modul spesialisasi yang dikenal sebagai *toolbox*. Bagi praktisi, pemilihan toolbox yang relevan sangat krusial untuk mendukung proses pembelajaran dan implementasi teknologi tertentu. *Toolbox* tersebut merupakan kumpulan fungsi terpadu (berbasis *M-file*) yang dirancang khusus untuk menyelesaikan permasalahan di domain-domain spesifik, mencakup antara lain: pemrosesan sinyal, sistem kontrol, jaringan saraf tiruan, logika fuzzy, analisis wavelet, dan berbagai bidang terapan lainnya (Apriyansyah & Baysha, 2018).

Dari uraian teoritis mengenai *MATLAB* sebelumnya, dapat ditarik kesimpulan bahwa perangkat lunak ini merupakan sebuah platform komputasi teknis yang mengintegrasikan kemampuan analisis numerik dengan bahasa pemrograman matematika canggih. Sistem ini dikembangkan dengan basis fundamental pada operasi matriks, menjadikannya alat yang powerful untuk berbagai kebutuhan komputasi ilmiah. *MATLAB* dipergunakan untuk pembuatan, simulasi, dan analisis model-model matematis, serta untuk pembuatan grafik dan visualisasi data.

1.2 Kajian Penelitian

Penelitian ini dikembangkan dengan mempertimbangkan temuan-temuan sebelumnya sebagai bahan komparasi dan analisis. Referensi yang digunakan sebagai pembandingan berkaitan erat dengan topik utama penelitian, yakni penerapan algoritma *perceptron* dalam pengenalan pola.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Tahun	Penulis	Judul	jurnal
2021	Bungaria Siswanti Siahaan, Zulfian Azmi, Sri Murniyanti	Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Mendeteksi Gejala Osteoarthritis Pada Lansia Menggunakan Metode <i>Perceptron</i>	Jurnal CyberTech. Vol.4. No.3, Maret 2021, P-ISSN : 9800-3456
2020	Ryan Dhika Priyatna, Muhammad Riza Syahputra	Analisis Nilai Produksi Pada PT Intan Pariwara Medan Menggunakan Multilayer <i>Perceptron Neural Network</i>	Jurnal Sintaksis. Vol.2, No.2, Desember 2020. p-ISSN. 2715-5536
2020	Syafri Arlis, Darma Syahrullah Ekajaya, Musli Yanto	Implementasi Metode <i>Perceptron</i> Untuk Pengenalan Pola Jenis-Jenis Cacing Nematoda Usus	JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi) Vol. 4 No. 1 (2020) 180 - 186
2019	Anton Sutrisno, Iman Fahrudi	Pola Penentuan Status Peminjaman Dengan Algoritma <i>Perceptron</i>	SEBATIK. 2019. Volume 23 No. 2. Hal 619-623
2019	Elekson Simatupang	Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode <i>Perceptron</i> Untuk Menentukan Penyakit Pada Tanaman Buah Nanas	Majalah Ilmiah INTI, Volume 6, Nomor 2, Februari 2019 ISSN 2339-210X
2017	Yohanes Pangaribuan, Masdiana Sagala	Menerapkan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mengenali Pola Huruf Menggunakan Metode <i>Perceptron</i>	Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas (JTIUST), Volume 02 Nomor 02, Desember 2017, ISSN : 2548-191
2017	Muqodimah Nur Lestari, Achmad Hamdan, Anik Nur Handayani	Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode <i>Perceptron</i> Pada Pengenalan Pola Huruf Hijaiyah (Huruf Arab)	JURNAL TEKNOLOGI DAN OPEN SOURCE VOL. 1 No. 1, Juni 2018
2020	Desi Rahma Yani	Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Pengenalan Huruf Aksara Suku Karo dengan Metode <i>Perceptron</i>	Journal of Information Sistem Research (JOSH) Volume 1, No. 3, April 2020 ISSN 2686-228X (media online)

Tahun	Penulis	Judul	jurnal
			Hal: 109 – 114. DOI : 10.30700/jst.v10i1.947
2020	Rizalul Akram, Novianda, Khairul Muttaqin, Rozzi Kesuma Dinata	Sistem Pengenalan Huruf Latin Dengan Metode <i>Perceptron</i> Berbasis Neural Network	InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan
2017	Muhammad Ulinnuha Musthofa, Zufida Kharirotul Umma, Anik Nur Handayani	Analisis Jaringan Saraf Tiruan Model <i>Perceptron</i> Pada Pengenalan Pola Pulau di Indonesia	Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi ASIA (JITIKA). Vol.11, No.1, Februari 2017 ISSN: 0852-730
2023	Dean Chou, Po- Yen Chen	<i>perceptron</i> -based learning method for solving the inverse problem of the brain model via poroelastodynamics	Chaos, Solitons and Fractals 172 (2023) 113611
2022	Joseph Isabona, Agbotiname Lucky Imoiz, Stephen Ojo, Olukayode Karunwi, Yongsung Kim, Cheng-Chi Lee and Chun-Ta Li	Development of a Multilayer <i>Perceptron</i> Neural Network for Optimal Predictive Modeling in Urban Microcellular Radio Environments	Appl. Sci. 2022, 12, 5713. https://doi.org/10.3390/app12115713 https://www.mdpi.com/journal/applsci

Penelitian sebelumnya oleh Siahaan (2021) mengimplementasikan jaringan saraf tiruan dengan algoritma perceptron untuk identifikasi gejala osteoarthritis pada populasi lansia. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model ini mampu melakukan diagnosa melalui proses komputasi yang melibatkan perhitungan Epoch dan penyesuaian Variabel Y terhadap Target dalam sampel data 1. Hasil ini diperkuat oleh Priyatna (2020) yang mengkonfirmasi efektivitas perceptron tidak hanya dalam bidang medis tetapi juga untuk prediksi produksi industri, dimana algoritma ini mampu membuat proyeksi output hingga mencapai threshold tertentu.

Penelitian sebelumnya oleh Rouza (2020) telah mengaplikasikan algoritma perceptron untuk identifikasi berbagai jenis cacing, khususnya nematoda usus. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengenali pola

morfologi cacing melalui proses komputasi yang membandingkan nilai output dengan target yang telah ditetapkan sebelumnya. Temuan ini selaras dengan penelitian Arlis (2019) yang mengungkapkan bahwa arsitektur jaringan saraf tiruan dapat memberikan solusi decision support system, khususnya dalam penilaian kelayakan peminjaman di lembaga koperasi.

Penelitian terkait oleh Simatupang (2019) mengimplementasikan jaringan saraf tiruan berbasis perceptron untuk identifikasi penyakit pada tanaman nanas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini mampu mengklasifikasikan jenis penyakit secara akurat berdasarkan pola fitopatologi yang telah dilatihkan, dengan mempertimbangkan nilai input dan target yang telah ditetapkan. Di sisi berbeda, Pangaribuan (2017) dalam penelitian tentang pengenalan karakter menemukan bahwa performa perceptron dalam mengenali pola huruf sangat bergantung pada frekuensi pelatihan. Studi tersebut mengungkapkan bahwa akurasi identifikasi akan meningkat signifikan ketika pola input memiliki kemiripan tinggi dengan data pelatihan.

Penelitian sebelumnya oleh Lestari (2017) mengenai identifikasi karakter hijaiyah menunjukkan hasil yang sangat akurat, dimana sistem mampu mencapai tingkat akurasi sempurna (100%) dalam pengujian. Temuan ini diperkuat oleh Yani (2020) yang mengimplementasikan algoritma perceptron untuk pengenalan aksara Karo, dengan hasil yang sama mengesankan berupa tingkat pengenalan sempurna terhadap seluruh sampel citra yang diujikan.

Penelitian Musthofa (2017) mengkaji implementasi jaringan saraf tiruan model perceptron dalam identifikasi pola geografis pulau-pulau di Indonesia.

Temuan penelitian mengungkapkan bahwa arsitektur perceptron memiliki kemampuan adaptif untuk mengenali berbagai pola, baik berupa karakter, simbol, maupun bentuk geografis seperti konfigurasi kepulauan. Hasil ini diperkuat oleh Akram (2020) yang menegaskan bahwa proses iteratif dalam pelatihan perceptron dapat mengoptimalkan nilai bobot secara bertahap, sehingga meningkatkan akurasi identifikasi untuk pola-pola diskrit seperti karakter alfabet maupun numerik.

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan oleh Dean Chou (2023) yang berkaitan tentang metode pembelajaran berbasis *perceptron* untuk menyelesaikan masalah invers model otak adalah estimasi hasil penelitian berada dalam kisaran yang diharapkan dan serangkaian hyperparameter yang berkinerja baik menggunakan *bayesian* optimasi, yaitu kecepatan pembelajaran dan iterasi yang ditemukan menjadi $8,2 \times 10^{-4}$ dan 200, masing-masing. Hal ini sejalan dengan penelitian dari Joseph Isabona (2022) yang menyatakan bahwa Model path loss berbasis MLPANN dengan implementasi arsitektur jaringan terstruktur dengan baik. Serta pemilihan algoritma *perceptron* memiliki dampak yang jelas terhadap kualitas kemahiran prediksinya.

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dikemukakan diatas maka penulis menyimpulkan bahwa diantara duabelas artikel tersebut terdapat satu artikel yang hampir menyerupai dengan studi kasus yang dilakukan peneliti dengan judul “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Pengenalan Huruf Aksara Suku Karo dengan Metode *Perceptron*” oleh Desi Rahma Yani (2020). Research gap antara penelitian terdahulu yang berjudul "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Pengenalan Huruf Aksara Suku Karo dengan Metode Perceptron" dan penelitian

saat ini adalah bahwa penelitian terdahulu fokus pada pengenalan huruf aksara suku Karo, sedangkan penelitian saat ini mengarah pada pengenalan huruf aksara Jawa. Hal ini menunjukkan bahwa masih ada kebutuhan untuk mengembangkan teknik pengenalan huruf berbasis jaringan syaraf tiruan menggunakan metode perceptron untuk berbagai jenis aksara suku dan budaya di Indonesia.

Dari artikel tersebut disimpulkan bahwa hasil yang telah diteliti adalah hasil yang optimal sehingga penelitian itu sangat membantu untuk . Sama halnya dengan penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti. Hasil yang diharapkan adalah mengetahui pengenalan pola huruf aksara jawa sehingga dapat membamtu para siswa dalam mengenali aksara jawa.