

Bab 2

Tinjauan Pustaka

2.1 Aksara Sunda

Aksara Sunda adalah hasil karya ortografi masyarakat Sunda melalui perjalanan sejarahnya sejak sekitar abad 5 M yang lalu hingga saat ini. Keberadaannya perlu dipelihara dan dikembangkan. Aksara daerah atau aksara tradisi adalah ciri, jati diri dan kebanggaan bangsa atau suku bangsa pemilik tradisi tersebut. Masyarakat Jawa Barat (Jabar) melalui wakil-wakilnya di DPRD Jabar dan Pemerintah Provinsi Jabar telah menerbitkan Peraturan Daerah (Perda) untuk pemeliharaan aksara, bahasa, dan sastra daerah, yaitu Perda Nomor 5 Tahun 2003 tentang Pemeliharaan, Aksara, Bahasa, dan Sastra Daerah. Salah satu Aksara Daerah yang dimaksud dalam Perda tersebut adalah Aksara Sunda[15].

Secara umum, aksara sunda dikelompokkan kedalam beberapa bagian yaitu aksara swara(vocal), aksara ngalagena (konsonan), aksara khusus, tanda vokalisasi (rarangken), pasangan, dan angka. Aksara ngalagena akan menjadi fokus dari penelitian yang akan dilakukan[15].

2.1.1 Aksara Ngalagena

Aksara ngalagena adalah lambang-lambang bunyi yang dapat dipandang sebagai fonem konsonan yang secara silabis mengandung bunyi vokal /a/. Aksara ngalagena terdiri dari 18 aksara dari bunyi bahasa sunda, 5 aksara dari bunyi serapan dan 2 aksara tambahan[15]. Contoh aksara sunda ngalagena bisa di lihat pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Aksara Sunda Ngalagena

2.2 Citra Digital

Data tidak harus berbentuk tulisan atau teks, namun data juga bisa juga berbentuk gambar atau citra, Citra adalah salah satu komponen multimedia visual yang memiliki bentuk 2D yang penting dalam penyimpanan informasi. Citra secara umum terbagi menjadi dua jenis, citra analog dan citra digital, dalam studi tentang pengolahan citra, citra yang digunakan merupakan citra digital yang dihasilkan dari mesin atau alat elektronik yang mampu menangkap gambar. Pada penelitian ini, citra berperan sebagai data masukan yang akan berpengaruh terhadap proses dan hasil. Citra dengan kualitas yang buruk akan menurunkan akurasi pada klasifikasi. Oleh karena itu, guna memperoleh kualitas citra yang lebih baik, dilakukanlah pengolahan citra.

2.2.1 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara[3]. Pengolahan citra merupakan proses pengolahan sinyal yang inputnya berupa citra dan akan menghasilkan output citra ataupun sekumpulan karakteristik atau yang berhubungan dengan citra untuk tujuan tertentu. Tujuan dari pengolahan citra pada awalnya karena tidak semua citra memiliki kualitas yang bagus[30], namun seiring dengan perkembangan dunia komputasi yang ditandai dengan

meningkatnya kapasitas serta kecepatan proses komputer dan munculnya ilmu komputasi yang memungkinkan kita untuk mengambil informasi dari suatu citra, maka pengolahan citra tidak dapat dilepaskan dengan bidang computer vision.

Pada penelitian ini pengolahan citra data masukkan baik data latih maupun data uji akan dilakukan pengolahan citra, pengolahan citra ini dapat dibagi menjadi beberapa tahapan yaitu, *grayscale*, *thresholding*, segmentasi, dan *resize*. Proses pengolahan citra ini bertujuan untuk membantu model yang akan dibuat dalam proses pelatihan maupun pengujian.

A. *Grayscale*

Grayscale bertujuan untuk menangani gradasi warna hitam dan putih, dan hasilnya tentu saja akan merubah warna (RGB) menjadi efek warna abu-abu. Warna gambar dinyatakan dengan intensitas, pada proses ini intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255, Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih. Tujuan mengubah format warna menjadi grayscale berfungsi untuk mengecilkan jarak warna dari 0 sampai dengan 255[3]. Berikut ini adalah rumus untuk mengubah citra RGB ke dalam *grayscale*.

$$G_{x,y} = (0.299 \times R) + (0.587 \times G) + (0.114 \times B) \quad (2.1)$$

dimana,

$G_{x,y}$ = Nilai derajat keabuan yang dicari

R = Nilai dari piksel citra asal berwarna merah (*Red*)

G = Nilai dari piksel citra asal berwarna hijau (*Green*)

B = Nilai dari piksel citra asal berwarna biru (*Blue*)

B. *Thresholding*

Thresholding adalah pengubahan citra ke dalam bentuk biner yang bertujuan untuk mengubah semua nilai pada matrik citra menjadi 0 atau 1, hal ini bertujuan untuk mengurangi beban komputasi pada komputer. Untuk mengubah citra grayscale ke dalam bentuk citra biner digunakan proses *thresholding*, yaitu menggunakan ambang batas sebagai batas penentu nilai piksel *grayscale* ke nilai biner antara nilai 0 dan 1. Proses pengubahan citra ke dalam citra biner yang akan digunakan adalah salah satu jenis *sauvola thresholding* yang perhitungannya akan

dibantu oleh Citra Integral[16]. Berikut ini adalah proses *thresholding* menggunakan *sauvola thresholding*.

Ubah citra yang sudah menjadi citra *grayscale* ($G_{x,y}$) dan citra grayscale pangkat 2 ($G^2_{x,y}$) ke dalam citra integral

$$I_{x,y} = \sum_{i=1}^x \sum_{j=1}^y G_{i,j} \quad (2.2)$$

atau bisa juga dengan menggunakan rumus

$$I_{0,0} = G_{0,0}, \quad x, y = 0 \quad (2.3)$$

$$I_{1,y} = G_{1,y} + I_{1,y-1}, \quad y = 2..n \quad (2.4)$$

$$I_{x,1} = G_{x,1} + I_{x-1,1}, \quad x = 2..m \quad (2.5)$$

$$I_{x,y} = G_{x,y} + I_{x,y-1} + I_{x-1,y} - I_{x-1,y-1}, \quad y = 2..n, x = 2 \dots m \quad (2.6)$$

kemudian hitung rata-rata lokalnya dan lokal variances.

$$m_{x,y} = \left(I_{x+\frac{w}{2},y+\frac{w}{2}} + I_{x-\frac{w}{2},y-\frac{w}{2}} - I_{x+\frac{w}{2},y-\frac{w}{2}} - I_{x-\frac{w}{2},y+\frac{w}{2}} \right) / w^2 \quad (2.7)$$

$$n_{x,y} = \left(SI_{x+\frac{w}{2},y+\frac{w}{2}} + SI_{x-\frac{w}{2},y-\frac{w}{2}} - SI_{x+\frac{w}{2},y-\frac{w}{2}} - SI_{x-\frac{w}{2},y+\frac{w}{2}} \right) \quad (2.8)$$

$$s_{x,y} = \sqrt{\frac{1}{w^2} \times n_{x,y} - m_{x,y}^2} \quad (2.9)$$

kemudian hitung threshold menggunakan *sauvola thresholding*.

$$t_{x,y} = m_{x,y} \left[1 + k \left(\frac{s_{x,y}}{R} - 1 \right) \right] \quad (2.10)$$

kemudian ubah citra grayscale ke dalam citra biner berdasarkan threshold yang didapatkan.

$$B_{x,y} = \begin{cases} 1, & G_{x,y} > t_{x,y} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2.11)$$

dimana,

$B_{x,y}$ = Citra Biner

$I_{x,y}$ = Citra integral

$SI_{x,y}$ = Citra integral dari matrik kuadrat

$G_{x,y}$ = Citra Grayscale

$m_{x,y}$ = Rata-rata lokal

$n_{x,y}$ = Jumlah piksel value pada ukuran *window* tertentu

w = Ukuran *window*

$s_{x,y}$ = Lokal variances

k = Nilai untuk mengontrol threshold

R = Nilai maksimum dari standar deviasi

C. *Resize*

Resize yaitu merubah pixel atau ukuran suatu gambar sesuai dengan yang dibutuhkan. Pada prosesnya *resize* merubah ukuran pixel bukan hanya memperkecil tetapi juga bisa memperbesar ukuran pixel, selain itu *resize* juga dapat memperbaiki bahkan mungkin memperburuk kualitas citra suatu gambar. Pada penelitian ini *Resize/Normalisasi* pixel hasil thresholding diperkecil atau diperbesar menjadi ukuran 32x32 menggunakan *Nearest Neighbor Interpolation*, Metode *Nearest Neighbor Interpolation* ini bekerja dengan cara memilih nilai piksel yang paling dekat dengan membulatkan koordinat titik interpolasi yang diinginkan[17]. Berikut ini adalah persamaan yang digunakan untuk *resize*.

$$\begin{aligned} x1 &= round\left(x2 * \frac{wi}{wt}\right) \\ y1 &= round\left(y2 * \frac{hi}{ht}\right) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Dimana,

$x1,y1$ = Titik koordinat pada citra asal

$x2,y2$ = Titik koordinat pada citra *resize*

wi = Lebar citra asal

wt = Lebar citra *resize*

w_i = Tinggi citra asal
 w_t = Tiniggicitra *resize*

2.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi Fitur atau *Feature Extraction* merupakan salah satu Teknik atau cara untuk dapat mengenali suatu objek melalui ciri-ciri yang dimiliki oleh objek tersebut. Penggunaan Ekstraksi Fitur sendiri bertujuan untuk melakukan perhitungan dan perbandingan yang bisa digunakan untuk mengklasifikasi ciri-ciri suatu citra[18].

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang dapat menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui[18].

2.5 *Weight Initialization*

Weight Initialization adalah salah satu bagian yang penting dalam membuat model *neural network*, *weight initialization* adalah prosedur untuk menentukan *weight* pada *neural network* ke dalam nilai random yang menyatakan titik mulai untuk proses mempelajari pola atau mengoptimasi *weight* dari *neural network*. *Weight initialization* yang akan digunakan adalah *He Normal Initialization*[19].

$$\sigma = \sqrt{\frac{2}{f_{an_in}}} \quad (2.13)$$

$$W \approx N(0, \sigma)$$

dimana,

f_{an_in} = Jumlah node pada layer sebelumnya

σ = Standar Deviasi

2.6 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi atau *activation function* berguna untuk melakukan rekayasa fitur pada citra, pada penelitian ini digunakan fungsi aktivasi ReLU atau *Rectified Linear Unit*. Tujuan menggunakan fungsi aktivasi ReLU adalah untuk menambah *non-linearity* pada citra, alasan menggunakan ReLU adalah karena citra pada dasarnya adalah *non-linear*[3].

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

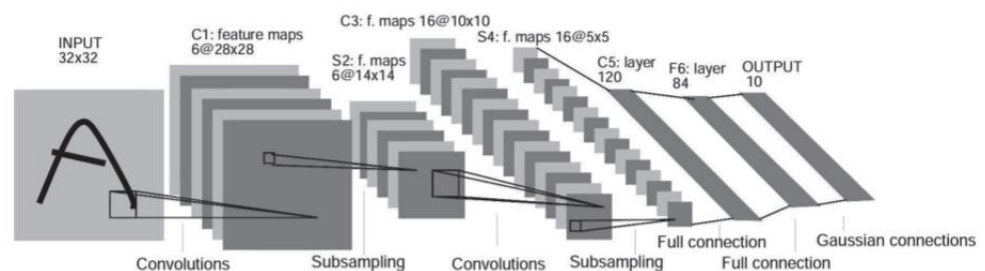
dimana,

$f(x)$ = fungsi aktivasi

x = pixel

2.7 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN), dalam beberapa tahun terakhir sangat terkenal dalam bidang pengenalan gambar atau *image recognition*, dikarenakan CNN tidak membutuhkan untuk mengubah struktur topologi dari gambar. CNN digunakan tidak hanya dalam bidang *image recognition* tetapi digunakan pada bidang *speech analysis, pattern recognition, dll*[9].



Gambar 2.2 Struktur CNN[10]

2.7.1 Convolutional Layer

Convolutional Layer merupakan lapisan dari metode CNN untuk melakukan ekstraksi ciri dari citra masukan, untuk melakukan ekstraksi ciri dari citra, digunakan filter untuk melakukan ekstraksi ciri dari gambar, variasi ukuran dan jumlah filter bisa diterapkan untuk mendapatkan ciri yang sesuai dengan keinginan, filter yang digunakan disebut juga dengan *convolutional kernel*, operasi konvolusi dilakukan terhadap gambar dan filter yang akan menghasilkan *feature map*[20]. Berikut ini adalah operasi konvolusi yang digunakan.

$$C_{j,x,y} = \sum_{u=0}^{fx-1} \sum_{v=0}^{fy-1} I_{u+x,v+y} \times F_{0,j,u,v} + b_{0j} \quad (2.15)$$

dimana,

- C = Matrik Feature Map
- I = Matrik Citra Masukkan
- F0 = Matrik Filter
- b0 = Array Bias

2.7.2 Pooling Layer

Pooling Layer adalah proses mengecilkan volume data dari node sebelumnya dan mempercepat proses komputasi pada network yang dibuat. pada umumnya terdapat dua jenis *pooling layer* yaitu *max-pooling* dan *average pooling*. *average pooling* mengambil nilai rata-rata dari subregion pada output konvolusi layer sebelumnya dan mengecilkan ukurannya[20]. Berikut ini adalah operasi *average pooling* yang digunakan.

$$P_{x,y} = \frac{1}{fw \times fh} \sum_{u=x \times s}^{x \times s + 1} \sum_{v=y \times s}^{y \times s + 1} C_{u,v} \quad (2.16)$$

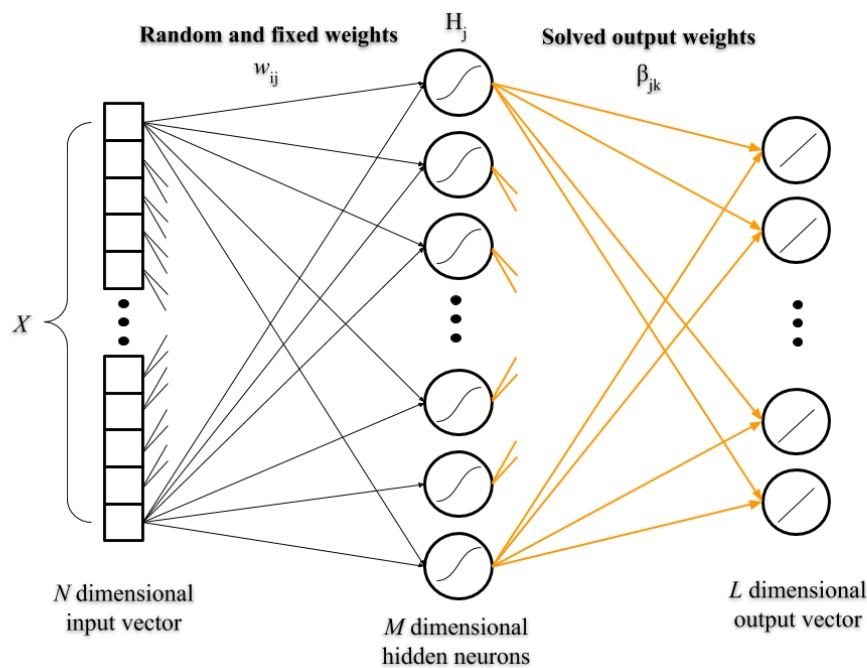
dimana,

- P = Matrik pooling
- fw = Lebar dimensi matrik filter

- fh = Tinggi dimensi matrik filter
 C = Matriks hasil konvolusi/Feature Map

2.8 Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine adalah sebuah *feedforward neural networks*, algoritma baru yang cepat dalam proses pembelajaran. algoritma ini tidak membutuhkan penyesuaian selama proses pelatihan, tetapi perlu untuk menentukan jumlah *hidden layer neurons*, dan menemukan solusi terbaik. dibandingkan dengan algoritma klasifikasi tradisional seperti CNN dan SVM, algoritma ini memiliki kelebihan pada proses pembelajaran yang cepat, kemampuan generalisasi yang kuat, dan hanya butuh sedikit penyesuaian pada parameter yang ada[21]. Berikut ini adalah algoritma dari Extreme Learning Machine[22] dan arsitektur *Extreme Learning Machine* yang bisa dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Extreme Learning Machine[31]

1. Inisialisasi nilai *random* pada *weight input layer* w_i dan bias $b_i, i=1 \dots L$
2. Hitung *input layer* ke *output layer* (H)

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1 \times x_1 + b_1) & \dots & g(w_L \times x_1 + b_L) \\ \dots & \dots & \dots \\ g(w_1 \times x_N + b_1) & \dots & g(w_L \times x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (2.17)$$

3. Hitung matrik *weight output layer*

$$\beta_{x,y} = (H^T \times H)^{-1} \times H^T \times Y \quad (2.18)$$

4. Gunakan β untuk melakukan prediksi

$$Y = H\beta \quad (2.19)$$

dimana,

- L = jumlah neuron pada hidden layer
- N = jumlah training sampel
- β = *weight* hidden layer
- w = *weight* input layer
- g = sebuah fungsi aktivasi
- x = vektor masukkan
- b = bias antara input layer dengan hidden layer
- H = matrik hidden layer
- Y = kelas data latih

2.9 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sebuah tabel yang memberikan visualisasi mengenai hasil klasifikasi oleh model dengan kelas sebenarnya. Tabel yang dihasilkan akan menggambarkan kinerja model klasifikasi yang digunakan pada serangkaian data uji yang sebelumnya dipersiapkan dan diketahui setiap kelasnya. Kinerja yang dimaksud direpresentasikan oleh TP(*True Positive*), TN(*True Negative*), FP(*False*

Positive) dan FN(*False Negative*), TP dan TN merupakan klasifikasi yang benar sementara FP dan FN adalah hasil yang salah[23].

2.9.1 Akurasi

Akurasi adalah sebuah representasi dari total hasil prediksi yang benar dari semua data yang diprediksi. Adapun untuk melakukan perhitungan tingkat akurasi menggunakan persamaan berikut[23].

$$Akurasi = \frac{TP}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.20)$$

dimana,

TP = *True Positive*

FP = *False Positive*

TN = *True Negative*

FN = *False Negative*

2.9.2 Precision

Precision adalah sebuah representasi dari ketepatan model yang dibuat. Adapun untuk melakukan perhitungan tingkat *precision* adalah menggunakan persamaan berikut[23].

Untuk kelas berjumlah 2:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.21)$$

Untuk kelas lebih dari 2:

$$Total\ Precision = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}}{K} \quad (2.22)$$

dimana,

TP = *True Positive*

FP = *False Positive*

K = jumlah kelas

2.9.3 Recall

Recall adalah sebuah representasi dari nilai kelengkapan sebuah model. Adapun untuk melakukan perhitungan tingkat *recall* adalah menggunakan persamaan berikut[23].

Untuk kelas berjumlah 2:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.23)$$

Untuk kelas lebih dari 2:

$$Total Recall = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}}{K} \quad (2.24)$$

dimana,

TP = *True Positive*

FN = *False Negative*

K = jumlah kelas

2.9.4 F1 Score

F1 Score adalah sebuah representasi dari nilai *harmonic mean* dari *precision* dan *recall*. Adapun untuk melakukan perhitungan tingkat *F1 Score* adalah menggunakan persamaan berikut[23].

Untuk kelas berjumlah 2:

$$F1 Score = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \quad (2.25)$$

Untuk kelas lebih dari 2:

$$Total F1 Score = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{2 * precision_i * recall_i}{precision_i + recall_i}}{K} \quad (2.26)$$

dimana,

precision = nilai precision

precision_i = nilai precision kelas ke i

recall = nilai recall

recall_i = nilai recall kelas ke i

K = jumlah kelas

2.10 Relevansi Penelitian

Berikut ini adalah penelitian-penelitian yang sudah dilakukan mengenai CNN-ELM ataupun mengenai klasifikasi aksara sunda ngalagena.

Tabel 2.1 Relevansi Penelitian

Review Literatur 1[3]	
Judul Artikel	Pengenalan Pola Citra Tulisan Tangan Aksara Sunda Dengan Metode Convolutional Neural Network
Penulis	Imam Ramadhan dan Galih Hermawan
Judul Jurnal/Proceeding	
Tahun Penerbitan	2019
Masalah Utama yang diangkat	Mencari tau seberapa akurat metode Convolutional Neural Network untuk mengenali pola Tulisan Tangan Aksara Sunda
Kontribusi Penulis	Membangun CNN untuk mengenali pola Tulisan tangan aksara sunda
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini model dapat mengenali pola tulisan tangan aksara sunda menggunakan CNN walaupun masih ada karakter yang tidak dapat dikenali atau salah

<p>Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran</p>	<p>a. Hasil Penelitian: model dapat mengenali pola tulisan tangan aksara sunda dengan akurasi sebesar 62%</p> <p>b. Kesimpulan: Pengenalan pola tulisan tangan aksara sunda dapat dilakukan dengan CNN meskipun akurasi tidak terlalu tinggi</p> <p>c. Saran:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Menggunakan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi yang lebih baik untuk mendapatkan akurasi terbaik. 2. Menggunakan metode preprocessing yang berbeda agar bisa membandingkan akurasi dengan penelitian yang lain. 3. Memperbanyak data latih agar bisa memperbaiki akurasi ke hasil yang lebih maksimal. 4. Membuat data latih dengan karakter tulisan yang bervariasi karena akan membantu akurasi dalam proses pengujian.
<p>Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian</p>	<p>.11 Persamaan: Memiliki objek penelitian yang sama</p> <p>.12 Perbedaan: memiliki metode yang berbeda</p>
<p>Komentar</p>	<p>Literatur memberikan gambaran mengenai cara melakukan image processing dan pembuatan CNN untuk mengenali pola tulisan tangan aksara sunda</p>
<p>Review Literatur 2[7]</p>	
<p>Judul Artikel</p>	<p><i>An Effective and Improved CNN-ELM Classifier for Handwritten Digits Recognition and Classification</i></p>

Penulis	Saqib Ali, Jianqiang Li, Yan Pei, Muhammad Saqlain Aslam, Zeeshan Shaukat dan Muhammad Azeem
Judul Jurnal/Proceeding	Symmetry
Tahun Penerbitan	2020
Masalah Utama yang diangkat	Dibutuhkannya model yang kuat atau bagus untuk mengambil informasi berguna dari data tulisan tangan angka yang dibuat secara manual/buatan sendiri secara efisien dan efektif
Kontribusi Penulis	Membangun model CNN-ELM <i>classifier</i> untuk mengenali pola tulisan tangan angka dengan menggunakan dataset MNIST, USPS dan buatan sendiri
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini sistem dapat mengenali pola tulisan tangan angka dengan akurasi mendekati sempurna menggunakan model CNN-ELM <i>classifier</i>
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: model dapat mengenali pola tulisan tangan angka dengan akurasi 99,7%(USPS), 99,8%(MNIST), dan 99,6%(data buatan sendiri)</p> <p>b. Kesimpulan: Pengenalan pola tulisan tangan angka dapat dilakukan dengan CNN-ELM <i>classifier</i> dengan akurasi yang bagus meskipun data yang digunakan buatan sendiri</p> <p>c. Saran: Menggunakan dataset lain atau menambahkan parameter untuk meningkatkan performa model</p>

Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>a. Persamaan: Metode yang digunakan dalam penelitian yang akan dilakukan mengikuti penelitian ini</p> <p>b. Perbedaan: memiliki objek penelitian yang berbeda</p>
Komentar	Literatur memberikan gambaran bagaimana cara menggabungkan CNN dan ELM untuk mengenali pola tulisan tangan angka menggunakan dataset bautan sendiri
Review Literatur 3[9]	
Judul Artikel	<i>Deep Convolutional Extreme Learning Machine and Its Application in Handwritten Digit Classification</i>
Penulis	Shan Pang dan Xinyi Yang
Judul Jurnal/Proceeding	Computational Intelligence and Neuroscience
Tahun Penerbitan	2016
Masalah Utama yang diangkat	Beberapa metode deep learning memiliki masalah seperti <i>local minimal</i> , <i>slow convergence rate</i> , dan <i>intensive human intervention</i>
Kontribusi Penulis	Membangun model DC-ELM yang tidak membutuhkan tuning parameter atau iterasi dalam process training yang membuat training model sangat cepat dibanding metode deep learning lain yang dapat mengenali tulisan tangan angka dengan baik
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian, model DC-ELM dapat dilatih dengan sangat cepat tanpa membuat akurasi yang dihasilkan jelek

<p>Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran</p>	<p>a. Hasil Penelitian: model DC-ELM yang tidak membutuhkan tuning parameter atau iterasi dalam process training yang membuat training model sangat cepat dibanding metode deep learning dengan hasil akurasi sebesar 97% (USPS 7000 sampel) dan 0,98,4% (USPS 10000 sampel)</p> <p>b. Kesimpulan: model DC-ELM cepat untuk dilatih dan memiliki akurasi yang bagus</p> <p>c. Saran: mencari metode yang menentukan struktur jaringan yang optimal untuk klasifikasi gambar yang lain</p>
<p>Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian</p>	<p>a. Persamaan: Model yang digunakan hampir sama yaitu CNN sebagai <i>feature extraction</i> dan ELM sebagai <i>classifier</i></p> <p>b. Perbedaan: memiliki objek penelitian yang berbeda</p>
<p>Komentar</p>	<p>Literatur memberikan gambaran bagaimana cara menggabungkan CNN dan ELM untuk mengenali pola tulisan tangan angka, dan model yang digunakan sangat cepat ketika di latih.</p>
<p>Review Literatur 4 [8]</p>	
<p>Judul Artikel</p>	<p><i>A Method Combining CNN and ELM for Feature Extraction and Classification of SAR Image</i></p>
<p>Penulis</p>	<p>Peng Wang, Xiaomin Zhang, dan Yan Hao</p>
<p>Judul Jurnal/Proceeding</p>	<p>Journal of Sensors</p>
<p>Tahun Penerbitan</p>	<p>2019</p>

Masalah Utama yang diangkat	Dikarenakan besarnya jumlah fungsi aktivasi sigmoid di traditional CNN, sangat sulit untuk menjawab pertanyaan tentang rendahnya efisiensi ekstraksi fitur citra Synthetic Aperture Radar(SAR)
Kontribusi Penulis	Membangun model CNN-ELM dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU dari pada fungsi sigmoid, dan menggunakan CNN sebagai feature extractor, kemudian layer akhir pada CNN digantikan dengan ELM untuk mengklasifikasikan gambar, hal ini dilakukan karena ELM memiliki karakteristik cepat dan akurat
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini model CNN-ELM digunakan untuk mengklasifikasi gambar SAR dengan akurasi sebesar 100%
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: Hasilnya adalah model yang digunakan model yang digunakan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model lain</p> <p>b. Kesimpulan: Model CNN ditingkatkan dengan mengganti fungsi aktivasi yang awalnya sigmoid diubah dengan ReLu , dan di klasifikasi menggunakan elm dari ekstraksi fitur menggunakan CNN dengan hasil akurasi yang sempurna untuk data gambar SAR</p> <p>c. Saran:</p>
Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	a. Persamaan: Model yang digunakan hampir sama yaitu CNN sebagai <i>feature extraction</i> dan ELM sebagai <i>classifier</i>

	b. Perbedaan: memiliki objek penelitian yang berbeda
Komentar	Literatur memberikan bukti bahwa model CNN-ELM memiliki performa yang bagus dan cepat
Review Literatur 5[24]	
Judul Artikel	<i>A hybrid convolutional neural networks with extreme learning machine for WCE image classification</i>
Penulis	J. Yu, J. Chen, Z.Xiang, Yue-Xian Zou
Judul Jurnal/Proceeding	2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, IEEE-ROBIO 2015
Tahun Penerbitan	2015
Masalah Utama yang diangkat	Sulitnya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi gambar WCE
Kontribusi Penulis	Membangun model menggunakan hybrid CNN-ELM untuk mengklasifikasi gambar WCE dengan CNN sebagai ekstraksi fitur dan ELM untuk klasifikasi
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini model yang digunakan mencapai tingkat akurasi sebesar 97,23%
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: penelitian ini memiliki hasil yang diharapkan tingkat akurasi dalam melakukan melakukan klasifikasi gambar WCE meningkat lebih baik dari penelitian yang lain</p> <p>b. Kesimpulan: Model yang dibuat memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model lain</p> <p>c. Saran:</p>

Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>a. Persamaan: Metode yang digunakan sama CNN sebagai ekstraksi fitur dan menggunakan ELM untuk klasifikasi</p> <p>b. Perbedaan: Data atau objek penelitian yang digunakan berbeda</p>
Komentar	Literatur ini memberikan bukti bahwa CNN-ELM memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode tradisional lain dan CNN
Review Literatur 6[25]	
Judul Artikel	<i>Handwritten character recognition using wavelet energy and extreme learning machine</i>
Penulis	Binu P. Chacko, V.R. Vimal Krishman, G. Raju, P.Babu Anto
Judul Jurnal/Proceeding	International Journal of Machine Learning and Cybernetics
Tahun Penerbitan	2012
Masalah Utama yang diangkat	Model Artificial Neural Network yang memiliki waktu komputasi semakin besar dengan bertambah besarnya network yang digunakan.
Kontribusi Penulis	Membuat model untuk melakukan klasifikasi karakter tulisan tangan yang terdiri dari <i>wavelet energy</i> sebagai ekstraksi fitur dan <i>extreme learning machine</i> untuk melakukan klasifikasi dari fitur yang didapatkan
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini model yang digunakan mencapai akurasi di atas 90% dengan berbagai macam wavelet
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: sebuah model yang dapat mengklasifikasi tulisan tangan dengan akurasi diatas 90% dengan waktu latih yang cepat</p>

	<p>b. Kesimpulan: ELM memiliki kecepatan belajar yang sangat cepat dengan <i>training error</i> yang kecil dan WEF memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan analisis multiresolusi</p> <p>c. Saran:</p>
Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>a. Persamaan: Metode klasifikasi yang digunakan sama</p> <p>b. Perbedaan: Metode Ekstraksi fitur yang digunakan berbeda dan objek atau data yang digunakan juga berbeda</p>
Komentar	Literatur ini memberikan bukti bahwa ELM sebagai metode untuk klasifikasi mempunyai kecepatan belajar yang cepat dengan error pada saat Latihan yang kecil
Review Literatur 7[26]	
Judul Artikel	Pemeriksaan Jawaban Tulisan Tangan untuk Ujian Pilihan Ganda Menggunakan <i>Hybrid Extreme Learning Machine Convolutional Neural Network</i>
Penulis	Desti Fitriati
Judul Jurnal/Proceeding	Jurnal Media Infotama
Tahun Penerbitan	2019
Masalah Utama yang diangkat	Susahnya menerapkan metode Sistem Ujian Online dikarenakan membutuhkan biaya ekstra dimana tidak semua sekolah memiliki dimana tidak semua sekolah memiliki kemampuan untuk menyediakan computer dalam jumlah banyak
Kontribusi Penulis	Membuat model HECNN untuk melakukan klasifikasi jawaban dalam bentuk tulisan tangan

Ikhtisar Artikel	<p>CNN memiliki tingkat akurasi yang tinggi tetapi memiliki komputasi waktu belajar yang lama, sementara ELM memiliki tingkat akurasi yang rendah tetapi memiliki waktu komputasi belajar cepat dikarenakan memiliki fungsi filter khusus yang dapat menangani berbagai distorsi atau gangguan pada citra sehingga objek lebih banyak gagal dikenali, sedangkan untuk metode yang menggabungkan CNN dan ELM memiliki akurasi yang lebih baik dari ELM tetapi tidak sebagus CNN karena model yang digunakan tidak memiliki iterasi sehingga ada beberapa bagian yang belum bisa di pelajari oleh model</p>
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<ol style="list-style-type: none"> a. Hasil Penelitian: metode HECNN memiliki akurasi yang lebih rendah dari CNN tetapi lebih besar dari ELM dan memiliki waktu latih yang lebih cepat dibandingkan dengan CNN b. Kesimpulan: CNN memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan ELM tetapi memiliki waktu latih yang tinggi sementara ELM memiliki akurasi yang rendah tetapi memiliki waktu latih yang kecil, dan Ketika menerapkan CNN sebagai ekstraksi fitur dan ELM sebagai klasifikasi walaupun hasil akurasi tidak lebih baik dari metode yang hanya menggunakan CNN tetapi memiliki waktu latih yang cepat dengan akurasi lebih besar dibandingkan dengan metode ELM c. Saran: melakukan modifikasi pada proses pembelajaran agar menjadi lebih sempurna

Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>a. Persamaan: Memiliki model yang sama yaitu CNN sebagai ekstraksi fitur dan ELM untuk klasifikasi</p> <p>b. Perbedaan: Data atau object penelitian berbeda</p>
Komentar	Literatur ini membuktikan bahwa CNN memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang cukup baik walaupun tanpa memiliki iterasi dan ELM memiliki waktu latih yang sangat cepat dibandingkan metode lain.
Review Literatur 8[27]	
Judul Artikel	<i>Arabic Offline Character Recognition Using The Extreme Learning Machine Algorithm</i>
Penulis	Saad M. Darwish, Samaa A. El Nagar
Judul Jurnal/Proceeding	International Journal of Digital Content Technology and its Applications(JDCTA)
Tahun Penerbitan	2017
Masalah Utama yang diangkat	Masih adanya masalah dalam mendapatkan OCR untuk Arabic yang efisien, akurat dan mengatasi berbagai macam jenis <i>font style</i>
Kontribusi Penulis	Membuat model dengan menggunakan algoritma NSGA-II untuk seleksi fitur dan ELM untuk melakukan klasifikasi
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini model yang digunakan memiliki tingkat akurasi yang cukup besar yaitu 99,8% dengan waktu uji dan latih yang cepat
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: Hasilnya adalah model yang memiliki waktu latih cepat tanpa mengurangi tingkat akurasi dalam mengklasifikasi data</p> <p>b. Kesimpulan: Dengan menggunakan NSGA-II kompleksitas dataset yang digunakan menurun</p>

	<p>sebesar 57% dan meningkatkan performa model, selain itu dengan menggunakan ELM yang memiliki sifat cepat dan simple membuat model dapat menghindari lamanya dalam melatih model tanpa menurunkan akurasi model</p> <p>c. Saran:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Melakukan test pada dataset IFN/ENIT yaitu tulisan tangan nama kota Tunisia 2. Menerapkan variasi ELM yang lebih kompleks
Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<ol style="list-style-type: none"> a. Persamaan: Metode Klasifikasi yang digunakan sama b. Perbedaan: Di dalam penelitian ini menggunakan NGS-A-II untuk melakukan fitur seleksi dan dataset yang digunakan berbeda
Komentar	Literature ini membuktikan bahwa ELM memiliki sifat yang cepat dan simple dalam penerapannya.
Review Literatur 9[28]	
Judul Artikel	<i>An empirical evaluation of extreme learning machine: application to handwritten character recognition</i>
Penulis	Dibyasundar Das, Deepak Ranjan Nayak, Ratnakar Dash, Banshidahar Majhi
Judul Jurnal/Proceeding	Multimedia Tools and Applications
Tahun Penerbitan	2019
Masalah Utama yang diangkat	Mengukur dan mencari metode terbaik dalam menentukan parameter yang penting dalam mempengaruhi performa ELM seperti jumlah nodes

	dalam <i>hidden layer</i> , jenis inisialisasi bobot input dan jenis aktivasi yang digunakan di <i>hidden layer</i>
Kontribusi Penulis	Melakukan pengukuran pada setiap nilai parameter di ELM dengan menggunakan berbagai macam metode inisialisasi bobot input, jenis aktivasi, dan jumlah node pada <i>hidden layer</i>
Ikhtisar Artikel	Dalam penelitian ini didapatkan hasil dari model ELM menggunakan parameter yang berbeda-beda
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<p>a. Hasil Penelitian: Hasil penelitiannya adalah berupa nilai akurasi dari setiap parameter yang digunakan dan hasil parameter terbaiknya adalah 96,89%(NIT-RKL Bangla), 96,65%(ISI-Kolkata Bangla), 96,65%(ISI-Kolkata Odia) dan 97,75%(MNIST)</p> <p>b. Kesimpulan: ELM mendapatkan akurasi yang lebih baik di bandingkan <i>state-of-the-art method</i> tanpa memerlukan metode ekstraksi fitur</p> <p>c. Saran: Menerapkan variasi ELM di CNN</p>
Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>c. Persamaan: Menggunakan ELM untuk klasifikasi</p> <p>d. Perbedaan: Tidak memiliki metode ekstraksi fitur dan dataset yang digunakan berbeda</p>
Komentar	Literature ini membuktikan bahwa ketiga parameter yang digunakan mempengaruhi tingkat akurasi dari model yang dibuat dan bagaimana cara untuk menentukan parameter yang akan digunakan untuk mendapatkan akurasi terbaik
Review Literatur 10[29]	

Judul Artikel	<i>A fused CNN model for WBC detection with MRMR feature selection and extreme learning machine</i>
Penulis	Fatih Ozyurt
Judul Jurnal/Proceeding	Soft Computing
Tahun Penerbitan	2019
Masalah Utama yang diangkat	Menghitung tipe WBC adalah tugas yang memakan waktu untuk <i>specialist</i> karena membutuhkan pengetahuan tentang lokasi dan tipe WBC dalam <i>microscopic image</i>
Kontribusi Penulis	Membuat model CNN-MRMR-ELM untuk melakukan klasifikasi gambar WBC, dan model yang dibuat memiliki akurasi yang tinggi dengan waktu eksekusi yang rendah
Ikhtisar Artikel	Dalam Penelitian ini didapatkan dapat melakukan klasifikasi gambar WBC dengan akurasi terbaik sebesar 96,03% dengan waktu eksekusi yang rendah dibandingkan model lain
Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran	<ul style="list-style-type: none"> a. Hasil Penelitian: Model yang digunakan 20x lebih cepat dibandingkan model CNN biasa, dan mendapatkan akurasi sebesar 96,03% b. Kesimpulan: Penelitian ini menyediakan model yang cepat dan efektif dalam melakukan klasifikasi gambar dan mengenali gambar c. Saran: saran untuk penelitian lain gunakan Teknik optimasi pada tahap seleksi fitur

Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian	<p>a. Persamaan: Metode Ekstraksi fitur dan Klasifikasi yang digunakan sama</p> <p>b. Perbedaan: Di penelitian ini menggunakan metode seleksi fitur dan dataset yang digunakan berbeda</p>
Komentar	Literatur ini membuktikan dengan menggunakan kombinasi CNN-ELM dapat mendapatkan akurasi yang tinggi dan cepat dibandingkan dengan hanya menggunakan elm
Review Literatur 11[10]	
Judul Artikel	<i>A Simple and Effective Method For Image Classification</i>
Penulis	Pu Hao, Jun-Hai Zhai, Su-Fang Zhang
Judul Jurnal/Proceeding	<i>Proceedings of the 2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Ningbo, China, 9-12 July, 2017</i>
Tahun Penerbitan	2017
Masalah Utama yang diangkat	Besarnya waktu yang dibutuhkan Ketika melakukan pelatihan metode <i>Deep Learning</i> dan membutuhkan memori yang sangat banyak, sehingga dibuatlah metode yang simple tetapi effective yang terdiri dari CNN untuk ekstraksi fitur dan ELM untuk klasifikasi
Kontribusi Penulis	Membuat model CNN-ELM untuk melakukan klasifikasi pada Cifar-10, Cifar-100, Sun397-3, Sun397-5, dan Sun397-7 yang menghasilkan tingkat error cukup kecil dan cepat meskipun CNN tidak dilatih terlebih dahulu
Ikhtisar Artikel	Didalam penelitian ini didapatkan model yang diusulkan dapat melakukan klasifikasi terhadap dataset Cifar-10, Cifar-100, Sun397-3, Sun397-5, dan Sun397-7 dengan baik dan cepat.

<p>Hasil Penelitian, Kesimpulan dan Saran</p>	<p>a. Hasil Penelitian: Model yang diusulkan memiliki kecepatan yang cepat dan hasil error rate yang rendah hasil ini lebih baik daripada hanya menggunakan CNN</p> <p>b. Kesimpulan: Model yang diusulkan memiliki performansi yang bagus dan mudah untuk diterapkan tetapi hanya diusulkan untuk gambar yang kecil dan medium saja</p> <p>c. Saran: -</p>
<p>Persamaan dan Perbedaan dengan Penelitian</p>	<p>a. Persamaan: Model atau metode yang digunakan sama dengan penelitian ini.</p> <p>b. Perbedaan: Dataset yang digunakan berbeda.</p>
<p>Komentar</p>	<p>Literatur ini membuktikan bahwa CNN-ELM memiliki performa yang lebih baik dari CNN meskipun CNN(ekstraksi fitur) yang digunakan tidak dilatih terlebih dahulu</p>