

**Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Bima Menggunakan Metode
Ekstraksi Ciri Local Binary Pattern, Metode Reduksi Data Latih K-
Support Vector Nearest Neighbour, dan Metode Klasifikasi K-Nearest
Neighbour**

Tugas akhir
untuk memenuhi sebagian persyaratan
mencapai derajat Sarjana S-1 Program Studi Teknik Informatika



Oleh:
Muhammad Ilham Fidatama
FID 016 057

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MATARAM
2020

PROPOSAL TUGAS AKHIR

PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA BIMA MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI CIRI LOCAL BINARY PATTERN, METODE REDUKSI DATA CIRI K-SUPPORT VECTOR NEAREST NEIGHBOUR, DAN METODE KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOUR

Oleh :

MUHAMMAD ILHAM FIDATAMA

F1D016057

Telah diperiksa oleh Tim Pembimbing :

1. Pembimbing Utama



Tanggal: 13/07/2020

Fitri Bimantoro, ST., M.Kom.
NIP. 198606222015041002

2. Pembimbing Pendamping



Tanggal: 22/10/2020

Gibran Satya Nugraha, S.Kom., M.Eng.
NIP. 199203232019031012

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram



Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP. 197311302000031001

PROPOSAL TUGAS AKHIR

Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara BIMA Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Local Binary Pattern, Metode Reduksi Data Ciri K-Support Vector Nearest Neighbour, dan Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbour

Oleh :

MUHAMMAD ILHAM FIDATAMA

F1D016057

Telah diujikan di depan penguji
Pada tanggal 2 Juli 2020

Susunan Tim Penguji :

1. Penguji 1



Tanggal: 03/07/2020

Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP. 197311302000031001

2. Penguji 2



Tanggal: 29/08/2020

Ramaditia DwiYansaputra, S.T., M.Eng.
NIP. -

3. Penguji 3



Tanggal: 30/01/2021

Dr. Eng. Budi Irmawati, S.Kom., MT.
NIP. 197210191999032001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram



Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP. 197311302000031001

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	i
DAFTAR GAMBAR.....	ii
DAFTAR TABEL.....	iii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2 Dasar Teori.....	7
2.2.1 Local Binary Pattern.....	7
2.2.2 K-Support Vector Nearest Neighbour.....	7
2.2.3 K-Nearest Neighbour	7
2.2.4 Performa	8
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	10
3.1 Alat dan Bahan Penelitian.....	10
3.2 Rancangan Penelitian.....	11
3.3 Studi Literatur	11
3.4 Pengumpulan Data.....	11
3.5 Rancangan Algoritma	11
3.5.1 Tahap <i>Pre-processing</i>	12
3.5.2 Tahap Ekstraksi Ciri.....	12
3.5.3 Tahap Reduksi Data Latih.....	14
3.5.4 Tahap Klasifikasi.....	16
3.6 Pengujian Sistem.....	17
3.7 Skenario Pengujian	18
DAFTAR PUSTAKA	19

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi penentuan piksel tetangga searah jarum jam.....	7
Gambar 3.1 Citra pengambilan data tulisan tangan aksara Bima	10
Gambar 3.2 Diagram alir penelitian.....	11
Gambar 3.3 Blok diagram rancangan algoritma	12

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Model Confussion matrix 2 kelas	8
Tabel 3.1 Hubungan antara jumlah piksel tetangga dan radius	14
Tabel 3.2 Tabel contoh data latih.....	15

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Indonesia merupakan negara kepulauan dengan berbagai macam suku dan budaya. Setiap suku memiliki berbagai jenis bahasa dan aksara yang berbeda-beda. Salah satu suku yang ada di Indonesia adalah suku Mbojo (Bima). Suku Mbojo bertempat di Pulau Sumbawa bagian timur, yang sekarang terbagi menjadi tiga bagian yaitu Kota Bima, Kabupaten Bima, Kabupaten Dompu. Suku Mbojo memiliki sistem penulisan atau aksara yang biasa disebut dengan aksara Mbojo atau aksara Bima[1]. Aksara Bima digunakan pada pembelajaran sekolah dasar yang dicantumkan sebagai mata pelajaran. Setelah menyelesaikan jenjang studi sekolah dasar, tidak ada lagi pelajaran aksara Bima pada jenjang sekolah berikutnya. Dengan berkurangnya penggunaan aksara Bima pada saat ini ditakutkan dapat menyebabkan hilangnya kebudayaan yang diwariskan oleh Suku Bima.

Survei telah dilakukan responden sebanyak 87 orang dengan rentang usia 17 sampai 38 tahun, yang terdiri dari 81 orang responden yang berasal dari Bima. Berdasarkan survei yang didapatkan dari responden yang berasal dari Bima, sebanyak 45.7% di antaranya masih belum mengetahui tentang keberadaan aksara Bima, dan sebanyak 48.1% di antaranya belum pernah mempelajari aksara Bima. Berdasarkan data tersebut dapat disimpulkan bahwa masih banyak penduduk Bima yang belum familiar dengan penggunaan aksara Bima, bahkan di pendidikan formal pun tidak seluruhnya mendapatkan pelajaran muatan lokal yang mempelajari aksara Bima. Hal ini dapat mengakibatkan hilangnya warisan salah satu budaya Bima yaitu aksara. Oleh karena itu penting untuk dilakukan edukasi tentang bentuk dan pola tulisan aksara Bima kepada masyarakat agar dapat mempertahankan kebudayaan yang telah diwariskan oleh suku Bima.

Dengan berkembangnya teknologi digital, saat ini media pembelajaran dapat diakses melalui aplikasi ataupun website edukasi. Memasukkan aksara Bima ke media pembelajaran berbasis teknologi digital dengan cara membuat model pembelajaran mesin untuk mengenali pola tulisan tangan aksara Bima diharapkan bisa digunakan sebagai pedoman untuk pembuatan aplikasi pengenalan tulisan aksara Bima, sehingga dapat mempertahankan budaya penulisan aksara Bima. Pengenalan pola adalah pengelompokan data numerik dan simbolik (seperti citra) secara otomatis oleh mesin. Tujuan pengenalan pola adalah untuk mengenali atau mengklasifikasikan suatu citra tertentu dalam suatu kelas.

Tahap awal untuk melakukan pengenalan pola pada citra digital adalah dengan melakukan ekstraksi ciri terhadap citra digital. Salah satu proses ekstraksi ciri pada pengenalan pola adalah LBP (*Local Binary Pattern*). Cara kerja LBP adalah dengan membandingkan piksel pusat dengan 8 piksel tetangganya sehingga diperoleh nilai biner pada matriks, nilai biner tersebut dihitung dan diubah ke dalam bentuk desimal[2]. LBP memiliki beberapa kelebihan yaitu kesederhanaan perhitungannya yang menyebabkan waktu komputasi menjadi singkat dan sifatnya yang invarian terhadap perubahan fotometri dari objek yang sama. LBP telah digunakan untuk melakukan pengenalan aksara Bali dengan menggunakan metode klasifikasi K-NN (*K-Nearest Neighbour*) dan SVM (*Support Vector Machine*) dengan tingkat akurasi sebesar 74,6% mengenali aksara Bali[3]. Terdapat percobaan lainnya untuk melakukan pengenalan aksara Jawa *hanacaraka* dengan menggunakan metode klasifikasi KNN dengan tingkat keberhasilan sebesar 82,5% mengenali aksara Jawa[2].

Untuk melakukan proses pengenalan pola, sistem memerlukan ciri khas pada masing-masing data yang berupa numerik dan simbolik, dari data numerik tersebut akan diproses sehingga dapat dikelompokkan sesuai dengan jenisnya. Semakin banyak data ciri yang digunakan dapat meningkatkan keberhasilan dalam pengelompokannya. Hal ini menyebabkan jumlah data yang besar sehingga waktu yang dibutuhkan untuk pengelompokan menjadi lebih lama. Pada proses pengelompokan, data ciri yang digunakan untuk pelatihan dalam memberikan hasil prediksi perlu menjadi perhatian. K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbour*) adalah algoritma yang dikembangkan berdasarkan metode K-NN untuk mereduksi data latih agar mampu mengurangi beban sistem pada tahap pelatihan[4]. K-SVNN telah digunakan untuk pengenalan karakter tulisan tangan, hasil akurasi yang didapatkan mencapai 85,81% dengan menggunakan nilai $k=1$, untuk pengenalan tulisan tangan huruf besar tingkat akurasi mencapai 78,98% dengan menggunakan nilai $k=3$ [5]. Terdapat percobaan lainnya untuk membandingkan metode K-SVNN dengan metode DT (*Decision Tree*) dan NB (*Naive Bayes*) dengan kesimpulan bahwa metode K-SVNN lebih baik daripada metode DT dan NB dengan selisih lebih baik paling kecil adalah 18,20%[6].

K-NN (*K-Nearest Neighbour*) adalah metode untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan berdasarkan data latih yang memiliki jarak berdekatan[7]. Keunggulan metode K-NN adalah mampu mengelompokkan data yang memiliki banyak *noise*[3]. Metode K-NN telah digunakan untuk melakukan pengenalan aksara Jawa dengan akurasi tertinggi sebesar 82,5% dengan nilai $k=3$ [2]. Terdapat percobaan lainnya untuk melakukan pengenalan aksara Bali dengan akurasi 74,6%[3]. Percobaan lainnya dilakukan untuk mengelompokkan tulisan

tangan angka dengan data set berasal dari MNIST (*Modified National Institute of Standards and Technology*) database dengan akurasi tertinggi 89,81%[7].

Berdasarkan uraian di atas, penulis mengajukan penelitian untuk mengetahui performa dari metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi data latih *K-Support Vector Nearest Neighbor*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* yang digunakan untuk mengenali pola tulisan tangan aksara Bima.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, rumusan masalah yang ingin dijawab pada penelitian ini adalah mengetahui performa dari pengenalan pola aksara Bima menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi *K-Support Vector Nearest Neighbour*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki batasan-batasan masalah untuk memberikan lingkup penelitian agar lebih terfokus ketika pengerjaan. Adapun batasan masalah yang diberikan adalah sebagai berikut :

1. Karakter aksara Bima yang digunakan berjumlah 22 karakter.
2. Data citra diperoleh dari tulisan tangan menggunakan spidol dan kertas yang sama.
3. Data citra aksara Bima diperoleh dari dua jenis responden yaitu orang yang sudah kenal dengan tulisan aksara Bima dan belum kenal tulisan aksara Bima.
4. Data citra aksara Bima diperoleh dari dua puluh orang responden yang masing-masing menuliskan tiap huruf sebanyak dua belas kali.

1.4 Tujuan

Tujuan yang diharapkan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui performa pengenalan pola tulisan tangan aksara Bima menggunakan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi *K-Support Vector Nearest Neighbour*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini dapat diperoleh oleh dua subjek antara lain sebagai berikut :

1. Bagi Penulis
 - a. Dapat menerapkan pengetahuan selama di perkuliahan terutama pengetahuan dalam bidang pengenalan pola.
 - b. Dapat menambah pengetahuan di bidang pengenalan pola.

2. Bagi Pembaca

- a. Dapat mengetahui performa penggunaan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi *K-Support Vector Nearest Neighbour*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.
- b. Dapat menggunakan hasil tulisan sebagai *benchmark* untuk penelitian lebih lanjut.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penyusunan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Bab I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan dasar-dasar dari penulisan laporan tugas akhir, yang terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, serta sistematika penulisan laporan tugas akhir.

2. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Bab ini membahas teori-teori yang berhubungan dengan topik penelitian, meliputi Pengenalan Pola, metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi *K-Support Vector Nearest Neighbour*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.

3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini membahas tentang metodologi yang digunakan untuk membangun model pengenalan pola tulisan aksara Bima.

4. Bab IV Analisis Dan Perancangan

Pada bab ini merupakan pembahasan tentang analisis perangkat lunak, meliputi analisis, analisis masalah, analisis metode, analisis kebutuhan sistem, serta perancangan. Perancangan sistem yang terdiri dari perancangan diagram alir (*flowchart*).

5. Bab V Implementasi Dan Pengujian Metode

Bab ini membahas implementasi yang dilakukan terhadap pengolahan citra digital pada citra menggunakan Bahasa *python* dengan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern*, metode reduksi *K-Support Vector Nearest Neighbour*, dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai pengenalan tulisan aksara telah dilakukan pada beberapa jenis aksara Nusantara antara lain Bali[3], Lampung[8], dan Jawa[2], [9]. Penelitian aksara Bali dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi ciri LBP (*Local Binary Pattern*) dan metode klasifikasi K-NN (*K-Nearest Neighbour*) dengan akurasi 74,6% berhasil mengenali aksara Bali[3]. Penelitian aksara Lampung dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi ciri LBP dan metode klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) dengan hasil LBP dengan nilai radius = 2 menghasilkan 88,93% akurat dan dengan nilai radius = 3 menghasilkan 87,02% akurat mengenali aksara Lampung[8]. Penelitian aksara Jawa dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur *zoning* dan metode klasifikasi SOM (*Self Organizing Maps*) dengan menggunakan 140 data dan menghasilkan 73,57%[9], dan menggunakan metode ekstraksi ciri LBP dan metode klasifikasi K-NN menggunakan 160 dataset citra yang dibagi menjadi 40 citra uji dan 120 citra latih. Pada penelitian tersebut menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 82,5% dengan menggunakan parameter pada nilai $k = 3$ untuk metode klasifikasi[2].

Penelitian yang menggunakan metode LBP (*Local Binary Pattern*) sebagai metode ekstraksi ciri telah dilakukan sebelumnya, beberapa penelitian di antaranya yaitu, penelitian tentang pengenalan tulisan tangan angka Bangla. Penelitian tersebut dilakukan dengan menggunakan 6000 data set yang terdiri dari 1000 data pada masing-masing angka dari angka nol sampai angka sembilan. Data tersebut dibagi menjadi 1000 data uji yang diambil secara acak dengan masing-masing angka terdapat 100 data dan 5000 data uji dengan masing-masing angka terdapat 500 data. Proses penelitian tersebut dilakukan dengan 3 variasi dari metode LBP yaitu, *Basic LBP*, *Uniform LBP*, *Simplified LBP*. Hasil terbaik yang diperoleh pada penelitian tersebut adalah dengan menggunakan metode *Basic LBP* dengan ukuran zona 8×8 sebesar 96,7%[10]. Penelitian lainnya dilakukan untuk mengidentifikasi penulis huruf Arab dengan 130 responden. Masing-masing responden menulis satu kata sebanyak 30 kali untuk dijadikan data latih dan 20 kali untuk dijadikan data uji. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 83%[11]. Penelitian lainnya dilakukan untuk mengelompokkan aksara Jawa dengan menggunakan 120 data set yang dibagi menjadi 80 data latih dan 40 data uji. Penelitian tersebut menggunakan 5 parameter di antaranya, [16 16], [32 32], [64 64], [128 128], dan [256 256]. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi terbaik dengan menggunakan parameter [64 64] sebesar 82,5%[12].

Penelitian menggunakan metode K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbour*) sebagai metode reduksi data latih telah dilakukan sebelumnya, beberapa penelitian di antaranya yaitu, penelitian tentang penggunaan metode K-SVNN untuk meningkatkan hasil klasifikasi pada metode K-NN (*K-Nearest Neighbour*). Pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa metode K-SVNN mampu memberikan hasil yang lebih baik terhadap akurasi pada proses klasifikasi[13]. Pada tahun 2015 dilakukan penelitian tentang penggunaan metode K-SVNN untuk mereduksi data latih sebagai proses awal pada metode klasifikasi *Back-Propagation* untuk mengurangi waktu pelatihan. Pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa metode K-SVNN mampu mengurangi waktu pelatihan sebesar 15% hingga 80% dan menyebabkan penurunan akurasi prediksi atau klasifikasi sebesar 0% hingga 4,76%[14]. Penelitian lainnya dilakukan untuk membandingkan K-SVNN dengan 5 metode lain terhadap akurasi prediksi. 5 metode diantaranya yaitu, K-NN (*K-Nearest Neighbour*), SVM (*Support Vector Machine*), *Back-Propagation*, DT (*Decision Tree*), NB (*Naive Bayes*). Pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa metode K-SVNN menempati peringkat ke-3 terbaik dalam hal akurasi[15].

Penelitian menggunakan metode K-NN (*K-Nearest Neighbour*) sebagai metode klasifikasi telah dilakukan sebelumnya, beberapa penelitian di antaranya yaitu, penelitian tentang pengenalan angka tulisan untuk diterapkan pada formulir C1 KPU (Komisi Pemilihan Umum). Skenario pada penelitian tersebut dilakukan dengan menggunakan data set dari yang berasal dari MNIST (*Modified National Institute of Standards and Technology*). Dengan menggunakan data dari MNIST tersebut menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 89,81% dengan menggunakan nilai $k = 10$. Lalu digunakan data set yang berasal dari formulir C1. Dengan menggunakan data dari formulir C1 sebagai data latih tersebut menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 70,9091%[7]. Penelitian lainnya dilakukan untuk mengenali pola karakter angka dan huruf pada tulisan tangan. Penelitian tersebut dilakukan dengan 5 skenario yaitu pengenalan angka, huruf kecil, huruf besar, (huruf kecil + huruf besar), dan (angka + huruf kecil + huruf besar). Pada penelitian tersebut menghasilkan akurasi tertinggi pada skenario pengenalan angka sebesar 85,10%[5].

Berdasarkan uraian di atas, penulis mengajukan untuk melakukan penelitian tentang pengenalan pola tulisan tangan aksara Bima dengan menggunakan metode LBP (*Local Binary Pattern*) untuk ekstraksi ciri karena kesederhanaan perhitungannya yang menyebabkan waktu komputasi menjadi singkat, metode K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbour*) untuk mereduksi data latih karena mampu mengurangi waktu komputasi ketika melakukan klasifikasi dengan metode K-NN (*K-Nearest Neighbour*), dan untuk klasifikasi menggunakan metode K-

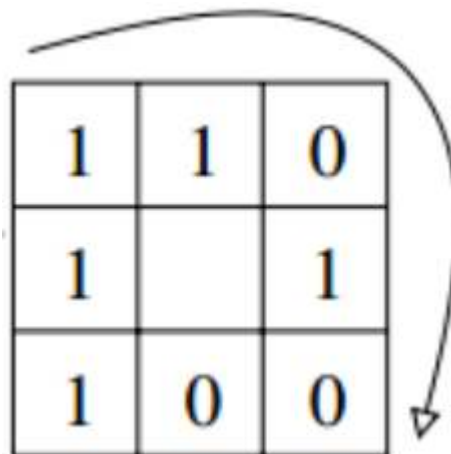
NN karena keunggulan metode ini yang mampu mengelompokkan data yang memiliki banyak *noise*.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Local Binary Pattern

LBP (*Local Binary Pattern*) merupakan metode ekstraksi ciri dengan cara membandingkan nilai piksel pusat dengan 8 piksel di sekelilingnya[16]. LBP pertama kali diperkenalkan oleh Timo Ojala. Terdapat 2 keunggulan dari metode LBP yaitu memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dikarenakan kesederhanaan dari proses perhitungannya dan sifatnya yang invarian terhadap perubahan fotometri dari objek yang sama dikarenakan pada prosesnya LBP mengukur intensitas relatif suatu piksel dengan intensitas piksel disekitarnya[8].

Langkah-langkah yang dilakukan pada proses LBP yaitu dengan mengubah citra masukan yang berwarna menjadi citra *grayscale*. Kemudian menentukan piksel pusat pada citra untuk dilakukan proses perbandingan dengan 8 piksel tetangganya. Penentuan piksel tetangga dihitung searah putaran jarum jam seperti pada Gambar 2.1 [2].



Gambar 2.1 Ilustrasi penentuan piksel tetangga searah jarum jam

2.2.2 K-Support Vector Nearest Neighbour

K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbour*) adalah algoritma yang dikembangkan berdasarkan metode K-NN untuk mereduksi data latih agar mampu mengurangi beban sistem pada tahap pelatihan. Proses reduksi K-SVNN dihitung berdasarkan ketinggian nilai SD (*Significant Degree*) pada masing-masing data. Entropy digunakan untuk dapat menghitung SD yang memiliki lebih dari 2 kelompok data[17].

2.2.3 K-Nearest Neighbour

K-NN (*K-Nearest Neighbour*) adalah algoritma *supervise learning* yang digunakan dalam proses klasifikasi. Secara umum cara kerja algoritma ini dengan membandingkan data

uji dengan data latih untuk mendapatkan informasi mengenai jarak terdekat dari data tersebut[2]. Secara rinci, algoritma dari klasifikasi K-NN adalah sebagai berikut[18] :

1. Menentukan nilai k yang merupakan nilai ketetanggaan. Pada umumnya nilai k merupakan bilangan ganjil (1,3,5,7,dst).
2. Menghitung nilai jarak pada data latih yang diperoleh berdasarkan rumus *Euclidean* sebagai berikut.

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_2 - x_1)^2} \quad (2-1)$$

3. Mengurutkan hasil perhitungan nilai jarak berdasarkan nilai ketetanggaan.
4. Memeriksa nilai minimum untuk menentukan kelas data uji termasuk dalam kelas.
5. Didapatkan data yang dapat dikenali sesuai dengan jenis kelas.

2.2.4 Performa

Untuk dapat menentukan performa pada metode yang diterapkan, penulis menggunakan *confussion matrix* sebagai alat ukur performa terhadap metode yang diterapkan. *Confussion matrix* atau matriks kebingungan adalah sebuah perhitungan yang membandingkan jumlah data yang berhasil diprediksi dengan jumlah seluruh data yang digunakan. *Confussion matrix* berisi informasi perbandingan label prediksi dengan label yang sebenarnya[19].

Tabel 2.1 Model Confussion matrix 2 kelas

Klasifikasi		Prediksi	
		Kelas: positif	Kelas: negatif
Kenyataan	Kelas: positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Kelas: negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Keterangan :

TP : hasil prediksi sesuai dengan kenyataan kelas positif

FN : hasil prediksi negatif dengan kelas kenyataan positif

FP : hasil prediksi positif dengan kelas kenyataan negatif

TN : hasil prediksi sesuai dengan kenyataan kelas negatif

Informasi pada tabel *confussion matrix* akan menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Akurasi adalah persentase ketepatan data yang diprediksi sesuai dengan data yang sebenarnya setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi. Parameter akurasi digunakan

sebagai parameter persentase ketepatan data karena jumlah data pada masing-masing yang dimiliki sama. Perhitungan akurasi dapat dilihat pada persamaan (2-2):

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \text{ atau } akurasi = \frac{TB}{TS} \quad (2-2)$$

Dengan:

TB : total seluruh kasus prediksi sesuai dengan kenyataan

TS : total seluruh kasus kejadian

Presisi adalah proporsi kasus prediksi sesuai dengan kenyataan, dengan seluruh kasus prediksi yang tidak sesuai dengan kenyataan. Presisi digunakan karena dapat memberikan nilai keyakinan terhadap data yang dihasilkan dari proses klasifikasi. Perhitungan presisi dapat dilihat pada persamaan berikut (2-3):

$$presisi = \frac{TP}{TP+FP} \text{ atau } presisi = \frac{TP}{TPP} \quad (2-3)$$

Dengan:

TPP : Total seluruh kasus prediksi sesuai dengan kenyataan dan tidak sesuai dengan kenyataan

Recall adalah proporsi kasus data kenyataan tepat diprediksi, dengan seluruh kasus data kenyataan yang tidak sesuai dengan prediksi. *Recall* digunakan karena dapat memberikan nilai toleransi kesalahan yang diterima. Perhitungan *recall* dapat dilihat pada persamaan berikut (2-4) [20]:

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \text{ atau } recall = \frac{TP}{TAP} \quad (2-4)$$

Dengan:

TAP : total seluruh kasus kenyataan sesuai dengan prediksi dan tidak sesuai dengan prediksi

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan Penelitian

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini berupa perangkat keras, perangkat lunak, dan data tulisan tangan aksara Bima dalam bentuk digital.

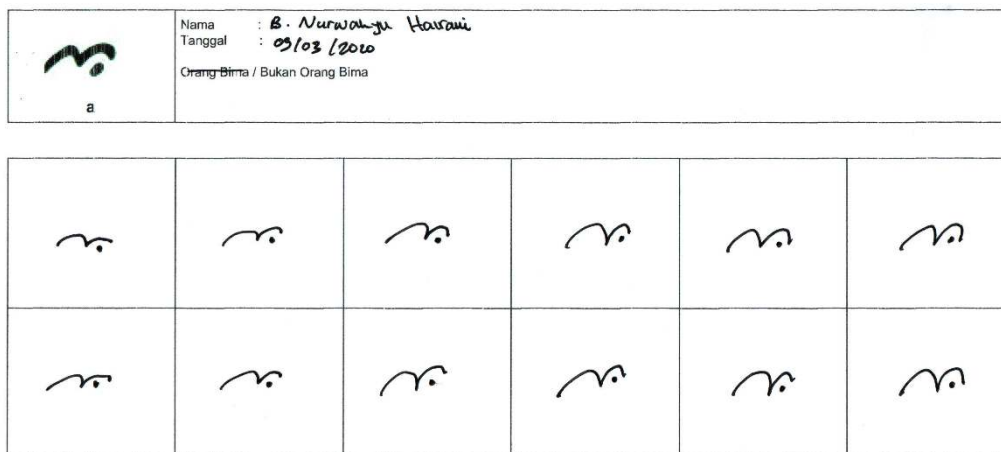
1. Alat Penelitian

Alat-alat yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Laptop ASUS ROG GL553VE.
- b. Processor Intel® Core™ i7-7700HQ CPU @ 2.80GHz (8 CPUs), ~2.8GHz
- c. Random Access Memory 8GB
- d. Graphics Processing Unit NVIDIA® GeForce® GTX 1050TI 4GB
- e. Sistem Operasi Windows 10 Home Single Language 64-bit
- f. Jupyter Lab
- g. Google Colab
- h. Microsoft Office 2016

2. Bahan Penelitian

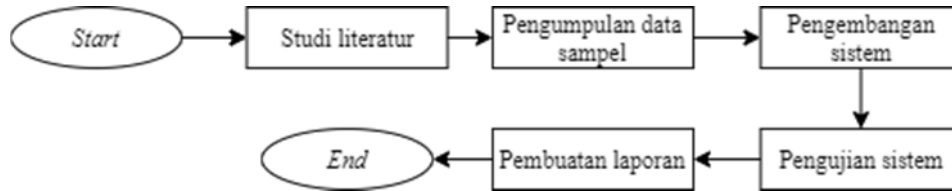
Bahan penelitian yang digunakan adalah citra digital tulisan tangan aksara Bima yang didapatkan dari 20 responden. Data yang didapatkan sebanyak 5280 citra untuk 22 karakter dari aksara Bima. Citra yang dihasilkan pada proses pengambilan data tulisan tangan aksara Bima dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Citra pengambilan data tulisan tangan aksara Bima

3.2 Rancangan Penelitian

Penelitian yang dilakukan dapat digambarkan pada diagram alir berikut ini. diagram alir penelitian dimulai dari pengumpulan data hingga pembuatan laporan dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Diagram alir penelitian

Langkah pertama yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu dengan mengumpulkan data sampel tulisan tangan aksara Bima yang telah diubah ke dalam bentuk citra digital. Langkah kedua yakni melakukan studi literatur untuk mempelajari metode yang digunakan. Selanjutnya adalah pengembangan sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat. Tahap pengujian dilakukan untuk menghitung performa dari algoritma yang diterapkan. Tahap terakhir yang dilakukan adalah pembuatan laporan hasil penelitian yang telah dilakukan.

3.3 Studi Literatur

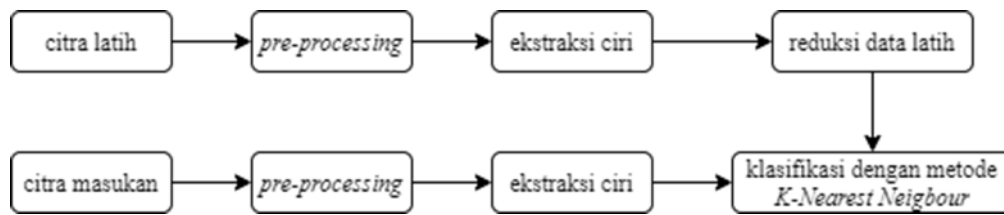
Studi literatur yang dilakukan pada penelitian ini adalah dengan mempelajari buku, jurnal penelitian, serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan dan menjadi topik pada penelitian ini. materi yang dipelajari dalam studi literatur berkaitan dengan aksara Nusantara, ekstraksi ciri menggunakan metode LBP (*Local Binary Pattern*), reduksi data latih menggunakan metode K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbour*), dan klasifikasi citra menggunakan metode K-NN (*K-Nearest Neighbour*).

3.4 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara memberikan lembaran kertas ukuran F4 yang berisi 22 huruf aksara Bima kepada 20 responden dengan menggunakan bolpoin gel ukuran 1.0 mm. Untuk masing-masing huruf, responden menulis sebanyak 12 kali. Kertas yang telah diisi oleh responden akan melalui proses *scanning* untuk dijadikan data digital. Data digital tersebut akan melalui proses *cropping* oleh penulis dengan ukuran yang sama berdasarkan huruf aksara Bima dengan format file .JPG dan ukuran 512x512 piksel. Sehingga data yang dihasilkan sejumlah 5.280 citra.

3.5 Rancangan Algoritma

Rancangan algoritma pada penelitian ini secara garis besar dapat di gambarkan pada empat proses utama yaitu *pre-processing* ekstraksi ciri, reduksi data latih, dan klasifikasi yang dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Blok diagram rancangan algoritma

3.5.1 Tahap *Pre-processing*

Pada tahap ini dilakukan konversi citra menjadi citra mode *grayscale* 8-bit. Proses ini dibutuhkan untuk dapat melakukan proses ekstraksi ciri dengan metode LBP(*Local Binary Pattern*)[21]. Proses konversi ruang citra dilakukan dengan menggunakan persamaan (3-1).

$$Gray = (0.2125 \times R) + (0.7154 \times G) + (0.0721 \times B) \quad (3-1)$$

Dimana: R : intensitas *red*

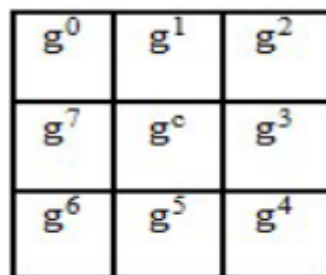
G : intensitas *green*

B : intensitas *blue*

Pada tahap ini tidak dilakukan proses normalisasi citra karena hasil pencahayaan citra yang diperoleh dari proses scanning sama.

3.5.2 Tahap Ekstraksi Ciri

Pada tahap ekstraksi ciri digunakan metode LBP (*Local Binary Pattern*). Cara kerja metode ini dengan melibatkan piksel tetangga (g_p) terhadap piksel pusat (g_c) secara melingkar (*circular*) dengan radius (R) tertentu sehingga sejumlah piksel tetangga (P) terlibat. Metode ini bekerja pada citra digital dengan mode *grayscale*. Jumlah piksel tetangga (P) yang terlibat merupakan kelipatan 8 dari radius (R) yang digunakan. Visualisasi piksel pusat dan piksel tetangga dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Visualisasi piksel pusat dan piksel tetangga[16]

Setelah menentukan piksel pusat dan piksel tetangga, langkah selanjutnya adalah nilai intensitas pada piksel tetangga ditransformasikan menjadi bilangan biner 1 jika nilai intensitas piksel pusat lebih besar dari nilai intensitas piksel pusat, jika tidak maka ditransformasikan menjadi bilangan biner 0. Setelah seluruh piksel selesai ditransformasikan menjadi bilangan

biner, langkah selanjutnya adalah menyusun bilangan biner tersebut dan merubahnya menjadi bilangan desimal[8]. Proses tersebut dapat dinyatakan dalam persamaan(3-2), (3-3), (3-4):

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(F)2^p \quad (3-2)$$

$$F = g_p - g_c \quad (3-3)$$

$$s(F) = \begin{cases} 1 & F \geq 0 \\ 0 & F < 0 \end{cases} \quad (3-4)$$

Dimana :

x_c dan y_c : Koordinat piksel pusat

p : indeks piksel tetangga

F : perbedaan nilai intensitas piksel tetangga dengan piksel pusat

$s(F)$: *thresholding*

P : jumlah piksel tetangga yang terlibat

R : besaran radius ketetanggaan

g_p : nilai intensitas piksel tetangga p

g_c : nilai intensitas piksel pusat

Berikut adalah contoh perhitungannya.

Diketahui matriks citra sebagai berikut:

5	9	1
4	4	6
7	2	3

Dengan nilai $g_c = 4$, Maka nilai LBP adalah:

$$LBP_{P,R}(1,1) = \sum_{p=0}^{P-1} s(F)2^p$$

$$LBP_{8,1}(1,1) = (s(5-4)2^0) + (s(9-4)2^1) + (s(1-4)2^2) + (s(6-4)2^3) \\ + (s(3-4)2^4) + (s(2-4)2^5) + (s(7-4)2^6) + (s(4-4)2^7)$$

$$LBP_{8,1}(1,1) = (s(1)2^0) + (s(5)2^1) + (s(-3)2^2) + (s(2)2^3) + (s(-1)2^4) + (s(-2)2^5) \\ + (s(3)2^6) + (s(0)2^7)$$

$$LBP_{8,1}(1,1) = (1 \times 1) + (1 \times 2) + (0 \times 4) + (1 \times 8) + (0 \times 16) + (0 \times 32) + (1 \times 64) \\ + (1 \times 128)$$

$$LBP_{8,1}(1,1) = 1 + 2 + 8 + 64 + 128$$

$$LBP_{8,1}(1,1) = 203$$

Jumlah piksel tetangga (P) yang terlibat merupakan kelipatan 8 dari radius (R) yang digunakan. Hubungan antara P dan R dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Hubungan antara jumlah piksel tetangga dan radius

Radius (R)	Jumlah piksel tetangga (P)
1	8
2	16
3	24
n	$8 \times n$

3.5.3 Tahap Reduksi Data Latih

Pada tahap klasifikasi digunakan metode K-SVNN (*K-Nearest Neighbors*). Dengan metode tersebut, data latih dapat direduksi berdasarkan nilai SD (*Significant Degree*) setiap data. Data yang memiliki nilai SD nol adalah data yang tidak memiliki pengaruh sama sekali terhadap garis batas keputusan klasifikasi. Semakin besar nilai SD yang dimiliki sebuah data, maka data tersebut semakin tinggi pengaruh data tersebut terhadap garis batas keputusan klasifikasi. Pada penelitian ini, nilai SD dihitung menggunakan *Entropy*. Terdapat tiga proses utama untuk menentukan nilai SD. Proses pertama adalah menghitung nilai $V_i(k)$, dimana $V_i(k)$ adalah jumlah pemanggilan sebagai tetangga terdekat kelas k pada data ke- i dimana $k = 1, \dots, C$. C adalah jumlah kelas. $V_i(k)$ direpresentasikan sebagai persamaan (3-5).

$$V_i(k) = \sum_{j=1}^N I(i, k, j) \quad (3-5)$$

Dimana:

N : jumlah pemanggilan tetangga terdekat

Berdasarkan persamaan (3-5), $I(i, k, j)$ adalah hasil pemeriksaan data ke- j terpanggil sebagai K tetangga terdekat data ke- i yang memiliki kelas k . jika kelas data ke- j sama dengan kelas data ke- i , maka nilai $V_i(k)$ pada kelas tersebut dinaikkan 1, jika tidak sama maka $V_i(k)$ pada semua kelas selain k dinaikkan 1. Hal tersebut dapat disajikan sebagai persamaan (3-6) dan (3-7).

$$I(i, k, j) = \begin{cases} 1, & C_i(k) = C(j) \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (3-6)$$

$$I(i, \sim k, j) = \begin{cases} 1, & C_i(\sim k) = C(j) \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (3-7)$$

Dimana:

$C_i(k)$: kelas data ke- i

$C(j)$: kelas data ke- j

$I(i, \sim k, j)$: hasil pemeriksaan data ke- j untuk kelas selain k ketika terpilih sebagai tetangga terdekat data ke- i

Proses kedua adalah melakukan normalisasi pada nilai $V_i(k)$. Proses normalisasi direpresentasikan sebagai persamaan (3-7).

$$V_i^{norm}(k) = \frac{V_i(k)}{\sum_{k=1}^C V_i(k)} \quad (3-8)$$

Proses ketiga adalah menghitung nilai *Entropy* sebagai nilai SD. *Entropy* direpresentasikan sebagai persamaan (3-8)[4].

$$SD_i = Entropy = - \sum_{k=1}^C V_i^{norm}(k) \times \log_2(V_i^{norm}(k)) \quad (3-9)$$

Berikut adalah contoh perhitungan.

Terdapat 5 data latih yang memiliki 3 kelas yang berbeda yang direpresentasikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Tabel contoh data latih

index	0	1	2	3	4
Data	25	19	22	40	16
kelas	A	B	D	C	A

Dengan menghitung tetangga terdekat sejumlah 3, maka didapatkan hasil sebagai berikut.

Index 0 :

Data = 25

Kelas data = A

Tetangga = 22,19,16

Kelas tetangga = D, B, A

Proses menghitung $V_i(k)$:

Iterasi 1 :

$kelas\ data\ 25\ (A) \neq kelas\ tetangga\ 22\ (D)$

$V_0(A) = 0$; $V_0(B) = 1$; $V_0(C) = 1$; $V_0(D) = 1$

Iterasi 2 :

$kelas\ data\ 25\ (A) \neq kelas\ tetangga\ 19\ (B)$

$V_0(A) = 0$; $V_0(B) = 2$; $V_0(C) = 2$; $V_0(D) = 2$

Iterasi 3 :

$kelas\ data\ 25\ (A) = kelas\ tetangga\ 16\ (A)$

$V_0(A) = 1$; $V_0(B) = 2$; $V_0(C) = 2$; $V_0(D) = 2$

Proses normalisasi $V_i(k)$:

$$V_0^{norm}(A) = \frac{V_0(A)}{V_0(A) + V_0(B) + V_0(C) + V_0(D)}$$

$$V_0^{norm}(A) = \frac{1}{1 + 2 + 2 + 2}$$

$$\mathbf{V_0^{norm}(A) = 0.1429}$$

$$V_0^{norm}(B) = \frac{V_0(B)}{V_0(A) + V_0(B) + V_0(C) + V_0(D)}$$

$$V_0^{norm}(B) = \frac{2}{1 + 2 + 2 + 2}$$

$$\mathbf{V_0^{norm}(B) = 0.2857}$$

$$V_0^{norm}(C) = \frac{V_0(C)}{V_0(A) + V_0(B) + V_0(C) + V_0(D)}$$

$$V_0^{norm}(C) = \frac{2}{1 + 2 + 2 + 2}$$

$$\mathbf{V_0^{norm}(C) = 0.2857}$$

$$V_0^{norm}(D) = \frac{V_0(D)}{V_0(A) + V_0(B) + V_0(C) + V_0(D)}$$

$$V_0^{norm}(D) = \frac{2}{1 + 2 + 2 + 2}$$

$$\mathbf{V_0^{norm}(D) = 0.2857}$$

Proses menghitung nilai SD :

$$SD_0 = -((V_0^{norm}(A) \times \log_2 V_0^{norm}(A)) + (V_0^{norm}(B) \times \log_2 V_0^{norm}(B)) \\ + (V_0^{norm}(C) \times \log_2 V_0^{norm}(C)) + (V_0^{norm}(D) \times \log_2 V_0^{norm}(D)))$$

$$SD_0 = -((0.1429 \times \log_2 0.1429) + (0.2857 \times \log_2 0.2857) + (0.2857 \times \log_2 0.2857) \\ + (0.2857 \times \log_2 0.2857))$$

$$\mathbf{SD_0 = 3.7549}$$

3.5.4 Tahap Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi digunakan metode K-NN (*K-Nearest Neighbors*). K-NN memiliki prinsip kerja pencarian jarak data terdekat antara data latih dengan data yang akan dievaluasi[22]. Ketika proses pelatihan dilakukan, data latih akan dikelompokkan berdasarkan label yang telah diberikan. Setelah itu pada tahap pengujian dilakukan, data uji akan diklasifikasikan berdasarkan jumlah data uji terdekat yang ditentukan berdasarkan nilai k [23]. Dekat jauhnya data uji terhadap data latih dihitung berdasarkan *Euclidean Distance*[24]. *Euclidean Distance* direpresentasikan sebagai persamaan (3-9).

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^p (dl_i - du_i)^2} \quad (3-10)$$

Dimana:

$d(X, Y)$: jarak skalar dari vektor X dan Y

p : jumlah data citra

dl_i : nilai citra latih

du_i : nilai citra uji

3.6 Pengujian Sistem

Pengujian sistem pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matriks*. Berdasarkan *confusion matriks* tersebut, kemudian dilakukan perhitungan akurasi, presisi, dan *recall*[19]. Perhitungan akurasi, presisi dan *recall* dilakukan dengan menggunakan persamaan (2-2), (2-3), dan (2-4). Untuk menghitung akurasi, presisi, dan *recall* terhadap data yang memiliki 3 kelas, dapat dilihat pada contoh berikut:

Tabel 2.2 Model *confusion matriks* 3 kelas

		Prediksi kelas		
		Kelas A	Kelas B	Kelas C
Kelas pada kenyataan	Kelas A	50 (AA)	25 (AB)	15 (AC)
	Kelas B	10(BA)	60 (BB)	20 (BC)
	Kelas C	26 (CA)	6 (CB)	58 (CC)

Sehingga:

$$akurasi = \frac{AA + BB + CC}{AA + AB + AC + BA + BB + BC + CA + CB + CC}$$

$$akurasi = \frac{50 + 60 + 58}{50 + 25 + 15 + 10 + 60 + 20 + 26 + 6 + 58}$$

$$akurasi = \frac{168}{270}$$

$$akurasi = 0.62 = 62\%$$

$$presisi A = \frac{AA}{AA + AB + AC}$$

$$presisi A = \frac{50}{50 + 25 + 15}$$

$$presisi A = \frac{50}{90}$$

$$presisi A = 0.56$$

$$recall A = \frac{AA}{AA + BA + CA}$$

$$recall A = \frac{50}{50 + 10 + 26}$$

$$recall A = \frac{50}{86}$$

$$recall A = 0.58$$

3.7 Skenario Pengujian

Skenario pengujian pada penelitian ini menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai iterasi (*k*) 10. Dengan menggunakan *k-fold cross validation* data akan dibagi menjadi 75% data latih dan 25% data uji. Pada setiap iterasi, pengujian dilakukan dengan mengukur kinerja kombinasi pada tahap ekstraksi ciri, reduksi data latih, dan klasifikasi. Skenario lebih lengkapnya dapat dilihat sebagai berikut:

1. Pada tahap ekstraksi ciri dengan menggunakan metode LBP (*Local Binary Pattern*), skenario yang diusulkan adalah variasi penggunaan radius dari 1 hingga 3.
2. Pada tahap reduksi data latih dengan menggunakan metode K-SVNN (*K-Support Vector Nearest Neighbors*), skenario yang diusulkan adalah digunakannya metode tersebut dan tidak digunakan. Pada penggunaan metode tersebut, skenario yang diusulkan adalah variasi penggunaan nilai ketetanggaan (*k*) 3, 5, dan 7.
3. Pada tahap klasifikasi dengan menggunakan metode K-NN (*K-Nearest Neighbors*), skenario yang diusulkan adalah variasi penggunaan nilai ketetanggaan (*k*) 3, 5, dan 7.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Nasruddin, *Sejarah Dan Budaya Lokal Dari Sulawesi Sampai Bima*. Jakarta Pusat: Gunadarma Ilmu, 2016.
- [2] A. Susanto, D. Sinaga, E. H. Rachmawanto, and D. R. I. M. Setiadi, "Unjuk Kerja K-Nearest Neighbors Pada Pengengalan Karakter Jawa Berbasis Local Binary Pattern," in *Prosiding SNATIF Ke -5 Tahun 2018*, 2018, pp. 25–30, doi: 10.2298/PAN0903301G.
- [3] I. Ayu Dian Purnama Sari, "Pengengalan aksara Bali Dengan Metode Local Binary Pattern," in *e-Proceeding of Engineering*, 2015, vol. 2, no. 2, pp. 2697–2704.
- [4] E. Prasetyo, R. D. Adityo, N. Suciati, and C. Fatichah, "Reduksi Data Latih pada K-Support Vector Nearest Neighbor Menggunakan Entropy," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi) 2018*, 2018.
- [5] A. S. Wijaya, N. Chamidah, and M. M. Santoni, "Pengengalan Karakter Tulisan Tangan Dengan K-Support Vector Nearest Neighbor," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 9, no. 1, p. 33, 2019, doi: 10.22146/ijeis.38729.
- [6] E. Prasetyo, R. A. D. Rahajoe, and A. Arizal, "Perbandingan K-Support Vector Nearest Neighbour Terhadap Decision Tree dan Naive Bayes," in *Seminar Nasional Teknik Informatika*, 2013.
- [7] N. Ilmi, "Pengengalan Angka Tulisan Tangan dengan Menggunakan Local Binary Pattern Variance dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Handwriting Digit Recognition with Use Local Binary Pattern Variance and K-Nearest Neighbour Classification," 2015. [Online]. Available: <https://libraryproceeding.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/1271>.
- [8] R. Purnama, "Pengengalan Tulisan Tangan aksara Lampung Menggunakan Fitur Local Binary Pattern," *Skripsi*, 2018.
- [9] A. Hidayat and R. N. Shofa, "Self Organizing Maps (SOM) Suatu Metode Untuk Pengengalan aksara Jawa," *J. Siliwangi*, vol. 2, no. 1, pp. 64–70, 2016.
- [10] T. Hassan and H. A. Khan, "Handwritten Bangla numeral recognition using Local Binary Pattern," in *2nd International Conference on Electrical Engineering and Information and Communication Technology, iCEEiCT 2015*, 2015, doi: 10.1109/ICEEICT.2015.7307371.
- [11] R. Paredes, J. S. Cardoso, and X. M. Pardo, "Arabic Writer Identification Using Local Binary Patterns (LBP) of Handwritten Fragments," *Springer Int. Publ. Switz. 2015*, vol.

- 9117, pp. 237–244, 2015, doi: 10.1007/978-3-319-19390-8.
- [12] A. Susanto, D. Sinaga, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and D. R. I. M. Setiadi, “A High Performace of Local Binary Pattern on Classify Javanese Character Classification,” *Sci. J. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 1–8, 2018, doi: 10.15294/sji.v5i1.14017.
 - [13] E. Prasetyo, “K-Support Vector Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Berbasis K-NN,” *SESINDO 2012*, 2012, doi: 10.13140/RG.2.1.4298.3768.
 - [14] E. Prasetyo, “Reduksi Data Latih Dengan K-Svnn Sebagai Pemrosesan Awal Pada Ann Back-Propagation Untuk Pengurangan Waktu Pelatihan,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 2, pp. 223–230, 2015, doi: 10.24176/simet.v6i2.456.
 - [15] E. Prasetyo, “K-Support Vector Nearest Neighbor: Classification Method, Data Reduction, and Performance Comparison,” *J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, 2016.
 - [16] N. Hayaty *et al.*, “Jurnal Sustainable : Jurnal Hasil Penelitian dan Industri Terapan Penerapan Algoritma Local Binary Pattern untuk Pengenalan Pola Sidik Jari,” *J. Sustain. J. Has. Penelit. dan Ind. Terap.*, vol. 06, no. 02, pp. 6–11, 2017.
 - [17] E. Prasetyo, R. D. Adityo, N. Suciati, and C. Fatichah, “Multi-class K-support vector nearest neighbor for mango leaf classification,” *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 16, no. 4, pp. 1826–1837, 2018, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v16i4.8482.
 - [18] M. R. Hidayah, I. Akhlis, and E. Sugiharti, “Recognition Number of The Vehicle Plate Using Otsu Method and K-Nearest Neighbour Classification,” *Sci. J. Informatics*, vol. 4, no. 1, pp. 66–75, 2017, doi: 10.15294/sji.v4i1.9503.
 - [19] Indriyanti, D. Sugianti, and M. A. Al Karomi, “Peningkatan Akurasi Algoritma KNN dengan Seleksi Fitur Gain Ratio untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus,” *IC-Tech*, vol. 7, no. 2, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://ejournal.stmik-wp.ac.id/index.php/ictech/article/view/3>.
 - [20] P. Mayadewi and E. Rosely, “Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa Menggunakan Algoritma Klasifikasi Data Mining,” *SESINDO 2015*, 2015.
 - [21] M. Biglari, F. Mirzaei, and J. G. Neycharan, “Persian/Arabic Handwritten Digit Recognition Using Local Binary Pattern,” *Int. J. Digit. Inf. Wirel. Commun.*, vol. 4, no. 4, pp. 486–492, 2014, doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
 - [22] A. Pariyandani, “Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode K-NN dan GLCM,” in *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informatika*, 2019, vol. 2, no. 1, pp.

42–47.

- [23] F. Fandiansyah, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, “Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis dan k Nearest Neighbor,” *J. Ultim.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–9, 2017, doi: 10.31937/ti.v9i1.557.
- [24] Y. Rahman and H. Wijayanto, “Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM),” in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 2015, doi: 10.1109/ISIT.2018.8437785.