

USULAN TUGAS AKHIR

**VERIFIKASI TANDA TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI
FITUR LBP DAN KLASIFIKASI LVQ**

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



Oleh:
Medeline Widia Andani
FID016053

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MATARAM

2020

USULAN TUGAS AKHIR

VERIFIKASI TANDA TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR LBP DAN KLASIFIKASI LVQ

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Pembimbing:

1. Pembimbing Utama



Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP. 19731130 200003 1 001

Tanggal: 2020

2. Pembimbing Pendamping



Gibran Satya Nugraha, S.Kom., M.Eng
NIP. 19920323 201903 1 012

Tanggal: 2020

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram



Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP: 19731130 200003 1 001

USULAN TUGAS AKHIR
VERIFIKASI TANDA TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI
FITUR LBP DAN KLASIFIKASI LVQ

Oleh:

Medeline Widia Andani
F1D 016 053

Susunan Tim Penguji

1. Penguji I



Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom.
NIP. 19860622 201504 1 002

Tanggal: 2020

2. Penguji II



Ramaditia Dwiysaputra, ST., M.Eng.
NIP: -

Tanggal: 2020

3. Penguji III



Ariyan Zubaidi, S.Kom., M.T.
NIP: 19860913 201504 1 001

Tanggal: 2020

Mataram, 2020
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Mataram



Prof. Dr.Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, ST., MT.
NIP: 19731130 200003 1 001

DAFTAR ISI

COVER.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
DAFTAR ISI.....	iv
DAFTAR TABEL.....	vi
DAFTAR GAMBAR.....	vii
ABSTRAK.....	viii
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	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI.....	6
2.1 Tinjauan Pustaka	6
2.2 Dasar Teori.....	8
2.2.1 Biometrik tanda tangan.....	8
2.2.2 Verifikasi tanda tangan	8
2.2.3 Citra digital	9
2.2.4 <i>Pre-processing resize</i>	9
2.2.5 Ekstraksi fitur dengan LBP.....	9
2.2.6 Klasifikasi dengan LVQ	12
2.2.7 Proses verifikasi tanda tangan.....	13
2.2.8 Evaluasi hasil klasifikasi.....	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	16
3.1 Alat dan Bahan	16
3.2 Rencana Penelitian	16
3.3 Perancangan Sistem.....	18
3.3.1 Proses Pelatihan	18
3.3.2 Proses Pengujian	19

3.4	<i>Preprocessing</i>	19
3.5	Ekstraksi Fitur LBP	20
3.5.1	Pembentukan matriks LBP	20
3.5.2	Perhitungan nilai fitur LBP.....	22
3.6	Tahap Klasifikasi LVQ.....	25
3.7	Verifikasi Tanda Tangan	30
3.8	Skenario Pengujian	30
DAFTAR PUSTAKA		33

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confussion matrix.....	14
Tabel 3.1 Input vektor.....	25
Tabel 3.2 Inisialisasi bobot.....	26
Tabel 3.3 Confussion matrix dengan data dummy.....	31

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi LBP[8].....	10
Gambar 2.2 Learning Vector Quantization[29].	12
Gambar 3.1 Diagram alir proses penelitian.	17
Gambar 3.2 Diagram perancangan sistem.	18
Gambar 3.3 Contoh matriks citra.....	20
Gambar 3.4 Konversi nilai piksel ke biner.	21
Gambar 3.5 Membentuk bilangan biner 8 bit.	21
Gambar 3.6 Nilai titik pusat berubah menjadi nilai LBP.	21
Gambar 3.7 Nilai pixel hasil perhitungan LBP.	21

ABSTRAK

Tanda tangan merupakan salah satu media yang digunakan untuk keperluan verifikasi dan legalisasi terhadap suatu informasi yaitu dokumen-dokumen yang berkaitan erat dengan legalitas secara hukum. Secara umum, verifikasi tanda tangan dilakukan dengan cara manual, yaitu dengan membandingkan secara langsung, hal ini tentunya tidak efektif terutama jika melakukan cukup banyak verifikasi. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem komputer yang otomatis dapat memverifikasi tanda tangan seseorang untuk menghemat waktu dalam pencocokan dan mengurangi kesalahan. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur LBP dan klasifikasi LVQ. Bahan – bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah citra tanda tangan sebanyak 600 citra dengan ukuran 500x500 pixel yang diambil dari 30 responden dimana masing - masing responden diambil 15 tanda tangan asli dan 5 tanda tangan palsu.

Kata Kunci: Citra, Tanda Tangan, Verifikasi, LBP, LVQ

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada perkembangan teknologi yang cukup pesat ini keamanan menjadi kebutuhan manusia yang tidak bisa dilepaskan. Baik keamanan untuk dirinya sendiri maupun keamanan hal-hal yang berkaitan dengan dirinya, seperti dokumen-dokumen legal dan penting. Sidik jari dan PIN merupakan contoh pengaman yang dapat digunakan. Salah satu pengaman yang terkenal adalah dengan tanda tangan. Tanda tangan dianggap lebih mudah digunakan, murah, cukup efektif[1].

Tanda tangan adalah hasil dari proses menulis seseorang yang bersifat khusus sebagai substansi simbolik, tanda tangan setiap orang umumnya identik namun tidak sama[2]. Tanda tangan merupakan salah satu media yang digunakan untuk keperluan verifikasi dan legalisasi terhadap suatu informasi. Tanda tangan mempunyai peranan penting dalam memverifikasi dan melegalisasi suatu dokumen. Dokumen-dokumen yang membutuhkan tanda tangan biasanya berupa *Memorandum of Understanding* (MoU), surat pernyataan, surat pengantar secara resmi, profil pribadi dan dokumen-dokumen yang berkaitan erat dengan legalitas secara hukum[1]. Namun, masalah pemalsuan tanda tangan masih menjadi ancaman bagi penggunaan tanda tangan.

Salah satu contoh kasus pemalsuan tanda tangan terjadi pada tahun 2013 di Kota Solo. Menurut data yang dipublikasikan oleh Solo Pos tahun 2013, menyatakan bahwa di kota Solo terjadi tindak kecurangan dalam pengiriman berkas lamaran para Calon Pegawai Negeri Sipil (CPNS) dengan memalsukan tanda tangan pada legalisir ijazah sebanyak 40% dari 247 peserta dan hal ini diketahui setelah tim verifikasi memeriksa berkas lamaran[3]. Seringnya terjadi pemalsuan tanda tangan, antara lain disebabkan oleh sistem verifikasi yang kurang baik.

Verifikasi tanda tangan (*signature verification*) meliputi dua bagian yang berbeda tetapi berkaitan erat satu sama lain. Yang pertama adalah identifikasi dari pemilik tanda tangan sedangkan yang kedua adalah keputusan apakah tanda tangan tersebut asli atau dipalsukan[4]. Secara umum, verifikasi tanda tangan dilakukan dengan cara manual,

yaitu dengan membandingkan secara langsung dengan menggunakan mata manusia yang mempunyai banyak kelemahan sehingga penglihatan menjadi letih, terutama jika melakukan cukup banyak verifikasi, dapat menyebabkan kebosanan orang yang melakukannya, sehingga ketelitian dan ketepatan hasil yang diinginkan seringkali kurang memuaskan[5]. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem komputer yang otomatis dapat memverifikasi tanda tangan seseorang untuk menghemat waktu dalam pencocokan dan mengurangi kesalahan.

Penelitian untuk pengenalan tanda tangan telah banyak dilakukan dengan metode yang sangat beragam, baik metode ekstraksi fitur maupun metode klasifikasi. Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur, salah satunya yaitu *Local Binary Pattern* (LBP). LBP merupakan suatu metode yang digunakan untuk mencari pola-pola tekstur lokal pada citra. Berdasarkan penelitian terdahulu, metode LBP teruji ampuh untuk mendeskripsikan tekstur karena memiliki daya pembeda yang akurat, mudah diimplementasikan dan merupakan metode ekstraksi fitur yang cukup cepat dengan proses komputasi yang rendah[6], metode LBP juga telah banyak digunakan untuk mengekstraksi fitur pada penelitian yang terkait citra tulisan tangan seperti pengenalan tulisan aksara jawa dengan akurasi 82,5%[7]. Selain itu, pada penelitian dalam mengidentifikasi citra tanda tangan yang memiliki akurasi sebesar 94%[8].

Salah satu metode klasifikasi tanda tangan yang telah digunakan yaitu metode *Learning Vektor Quantization* (LVQ). LVQ adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Jika dua vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* tersebut ke dalam kelas yang sama. Berdasarkan penelitian terdahulu, keunggulan metode LVQ adalah kemampuannya untuk memberikan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif sehingga secara otomatis dapat mengklasifikasikan vektor *input* yang diberikan[9], menghasilkan error yang lebih kecil dan waktu yang lebih cepat dibandingkan dengan *backpropagation*[10], metode LVQ juga terbukti merupakan metode yang baik untuk mengidentifikasi tanda tangan serta menghasilkan akurasi yang tinggi yaitu sebesar 94,16%[11].

Berdasarkan uraian di atas, penulis mencoba melakukan penelitian untuk perancangan sebuah model verifikasi tanda tangan menggunakan ekstraksi fitur dengan metode LBP dan klasifikasi dengan metode LVQ. Data diperoleh dari citra tanda tangan yang ditulis pada *smartphone* dalam bentuk digital dari 30 responden dimana tiap responden diambil 15 tanda tangan asli yang diambil pada 3 hari yang berbeda dimana setiap 1 hari diambil 5 tanda tangan asli dan untuk tanda tangan palsu diambil 5 tanda tangan untuk setiap responden, dimana tanda tangan palsu dikerjakan oleh 5 orang yang dipercaya peneliti dapat meniru tanda tangan. Keluaran dari penelitian ini diharapkan sistem dapat melakukan verifikasi tanda tangan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan sebelumnya, rumusan masalah yang ingin dijawab pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara memverifikasi tanda tangan seseorang menggunakan metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi LVQ.
2. Bagaimana performa dari *classifier* LVQ dan metode ekstraksi fitur LBP untuk memverifikasi tanda tangan seseorang.
3. Berapa nilai variabel *threshold* yang tepat digunakan untuk memverifikasi tanda tangan sebagai tolak ukur untuk menentukan keaslian tanda tangan.

1.3 Batasan Masalah

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

1. Citra tanda tangan yang digunakan sebagai data adalah citra yang diambil secara acak dari mahasiswa Teknik Informatika Universitas Mataram sebanyak 30 orang.
2. Citra tanda tangan yang akan diproses tidak memiliki gangguan (coretan atau gangguan lainnya).

1.4 Tujuan

Tujuan yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasi metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi LVQ untuk memverifikasi tanda tangan seseorang.

2. Mengetahui performa dari *classifier* LVQ dengan ekstraksi fitur LBP untuk memverifikasi tanda tangan seseorang.
3. Mengetahui nilai variabel *threshold* yang tepat digunakan untuk memverifikasi tanda tangan sebagai tolak ukur untuk menentukan keaslian tanda tangan.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini secara umum dapat diperoleh oleh dua subjek antara lain.

1. Bagi penulis
 - a. Dapat menerapkan pengetahuan selama proses perkuliahan di Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Mataram terutama pengetahuan tentang pengolahan citra digital.
 - b. Dapat menambah pengetahuan di bidang pengenalan pola.
 - c. Melatih dalam menyelesaikan suatu permasalahan dengan menerapkan konsep pengenalan pola.
2. Bagi pembaca
 - a. Dapat mengetahui bagaimana cara untuk mengekstraksi fitur dengan menggunakan kombinasi metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi menggunakan LVQ.
 - b. Model yang dihasilkan dari penelitian ini dapat digunakan sebagai referensi untuk pembuatan aplikasi verifikasi tanda tangan untuk digunakan langsung oleh konsumen.
 - c. Mendapat wawasan mengenai pemanfaatan pola dalam menyelesaikan suatu permasalahan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari penelitian ini disajikan dalam beberapa bab antara lain 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 Teori

Bab ini membahas tentang penelitian terdahulu yang mengimplementasikan kombinasi metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi LVQ serta teori-teori sebagai referensi penulis ketika melakukan penelitian.

3. Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini membahas tentang metodologi yang digunakan untuk verifikasi tanda tangan dengan kombinasi metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi LVQ.

4. Bab IV Analisis dan Perancangan

Bab ini merupakan pembahasan tentang analisis perangkat lunak, meliputi analisis masalah, analisis metode, analisis kebutuhan sistem, serta 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 di desktop menggunakan Jupyter Notebook dengan kombinasi metode ekstraksi fitur LBP dengan klasifikasi LVQ.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai verifikasi tanda tangan, ekstraksi fitur LBP dan klasifikasi LVQ sudah pernah dilakukan oleh beberapa peneliti. Perbedaan paling menonjol dari setiap penelitian terletak pada *dataset* dan fitur-fitur yang digunakan. Penelitian-penelitian sebelumnya akan dijadikan sebagai rujukan ketika pelaksanaan penelitian ini.

Penelitian – penelitian yang dimaksud antara lain verifikasi tanda tangan menggunakan ekstraksi fitur *Edge Detection* dengan metode *prewitt* dan klasifikasi dengan metode LVQ dimana *dataset* berjumlah 400 yaitu 300 tanda tangan asli dan 100 tanda tangan palsu dengan melakukan pemindaian terhadap kertas tanda tangan sehingga dilakukan proses *preprocessing* yaitu yaitu *resize*, *grayscale*, binerisasi, *thinning*, dan *cropping*. pada penelitian ini digunakan data latih berjumlah 200 dan data uji berjumlah masing-masing 100 dengan akurasi sebesar 70%. Pada penelitian ini, citra uji dianggap tanda tangan asli jika bobot citra uji mendekati bobot target sedangkan jika bobotnya terlalu jauh dengan bobot target maka dinyatakan palsu atau tidak cocok[5]. Pada penelitian lainnya yaitu tentang verifikasi tanda tangan berdasarkan sifat keacakan (entropi), terdapat 30 responden dimana setiap responden diambil 30 tanda tangan asli dan 5 tanda tangan palsu dengan melakukan pemindaian terhadap kertas tanda tangan sehingga dilakukan proses *preprocessing* yaitu binerisasi. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 96,67% [12]. Serta penelitian lainnya yaitu tentang verifikasi tanda tangan berbasis perceptron dimana data berjumlah 42 citra dari 2 responden dengan melakukan pemindaian terhadap kertas tanda tangan sehingga dilakukan proses *preprocessing* yaitu *cropping*, penskalaan, *grey-scaling*, dan binerisasi. Proses verifikasi dilakukan dengan memberi nilai 1 untuk menunjukkan bahwa citra tersebut merupakan citra tanda tangan asli dan nilai -1 menunjukkan bahwa citra tersebut merupakan citra dengan tanda tangan palsu, akurasi yang diperoleh sebesar 92,85% [13].

Ekstraksi ciri menggunakan metode LBP telah dilakukan antara lain untuk identifikasi ciri tanda tangan dimana metode KNN digunakan untuk klasifikasi. Data

yang digunakan berjumlah 78 dan hasil terbaik dari metode LBP terdapat pada parameter jarak tetangga = 2, jumlah cek poin = 8 yaitu terdiri dari 16 *region* dimana pembagian nilai *height* = 4 dan *width* = 4 sehingga akurasi mencapai 92,31% [14]. Pada penelitian lainnya tentang analisis citra daun digunakan 10 fitur LBP yaitu *Mean, Standar Deviasi, Skewness, Entropy, Kurtosis, Variance, Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity*, penelitian ini menggunakan metode KNN untuk klasifikasi, akurasi tertinggi diperoleh dari ekstraksi fitur LBP yaitu 94.28% [15], pada penelitian untuk mengidentifikasi tulisan karakter jawa dimana pada penelitian ini digunakan metode klasifikasi KNN. Akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan parameter [64 64] dengan $k=3$ [7]. Dan metode LBP juga digunakan untuk mengidentifikasi cacat kayu dimana akurasi tertinggi mencapai 89% dengan menggunakan pola ketetanggaan LBP yaitu [4,1] [16]

Teknik klasifikasi menggunakan metode LVQ juga telah dilakukan antara lain untuk identifikasi tingkat autisme dimana hasil akurasi terbaik dengan menggunakan algoritme *pattern matching* yaitu algoritme *city block* untuk mengidentifikasi orang yang tidak autis yaitu 100% dan orang yang autis ringan yaitu 96%, algoritme *mahattan distance* menghasilkan akurasi terbaik untuk identifikasi autis berat yaitu 100% dan sedang yaitu 96% [17]. Penelitian lainnya yaitu tentang identifikasi kesegaran susu sapi dengan ekstraksi fitur metode *watershed*. Pada penelitian ini data latih terdiri dari 20 citra untuk setiap kelasnya yaitu susu sapi murni, susu sapi campuran air 25%, 50% dan 75%, dan dengan total keseluruhan 120 data. Sedangkan data uji terdiri dari 10 citra susu pada setiap kelasnya, dengan total keseluruhan 30 data sehingga dihasilkan akurasi yaitu 92,5% [18]. Serta penelitian mengenai klasifikasi identitas wajah, pada penelitian ini digunakan deteksi tepi *canny*. Hasil analisis parameter untuk pelatihan LVQ, dengan menggunakan *MaxEpoch* 1000, α sebesar 0.01, pengurangan α sebesar 0.1 dan *err* sebesar 0.001 dari 25 data uji yang tidak dilatih memperoleh akurasi sebesar 88% [19].

Penelitian tentang pengenalan ciri menggunakan kombinasi metode LBP dan klasifikasi LVQ sebelumnya sudah pernah dilakukan beberapa kali. Penelitian-penelitian yang dimaksud antara lain identifikasi sub-fosil gigi geraham pada manusia Digunakan 270 citra gigi geraham yang terbagi menjadi 140 citra latih dan 130 citra uji yang digunakan untuk data pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia. Lalu terdapat 140 citra latih dan 110 citra uji untuk jenis gigi graham. Dalam mengidentifikasi jenis

gigi geraham pada manusia didapatkan akurasi sebesar 81,81% dan akurasi sebesar 77,69% dalam mengidentifikasi rentang umur kematian dari sub-fosil manusia[20]. penelitian lainnya yaitu tentang deteksi penyakit diabetes retinatopi pada retina mata dengan menggunakan *pre-processing* yaitu *resize* dan *grayscale* dan akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 85% [21]. Selain itu, terdapat penelitian tentang pengenalan iris. Pada penelitian ini dilakukan studi banding yaitu dengan kombinasi metode LBP dan LVQ, kombinasi metode LBP, histogram dan LVQ, serta kombinasi metode LBP, histogram dan LVQ dengan n=3. Akurasi tertinggi diperoleh dari kombinasi metode LBP dan LVQ [22].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa metode ekstraksi fitur LBP dan klasifikasi menggunakan metode LVQ dapat bekerja dengan baik untuk pengklasifikasian citra. Oleh karena itu, penulis bermaksud untuk menggunakan metode ini untuk melakukan verifikasi citra tanda tangan.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Biometrik tanda tangan

Secara umum, karakteristik manusia dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu karakteristik fisiologis atau fisik (*physiological/physical characteristic*) dan karakteristik perilaku (*behavioral characteristic*). Biometrika berdasarkan karakteristik fisiologis atau fisik menggunakan bagian-bagian fisik dari tubuh sebagai kode unik untuk pengenalan, seperti DNA, telinga, jejak panas pada wajah, geometri tangan, retina, gigi, telinga, dan bau (komposisi kimia) dari keringat tubuh. Untuk biometrika berdasarkan karakteristik perilaku menggunakan perilaku seseorang sebagai kode unik untuk melakukan pengenalan, seperti gaya berjalan, hentakan tombol, dan tanda tangan. Secara umum, terdapat dua model sistem biometrika, yaitu Sistem Verifikasi (*Verification System*) dan Sistem Identifikasi (*Identification System*). Sistem identifikasi bertujuan untuk memecahkan identitas seseorang, sedangkan sistem verifikasi bertujuan untuk menerima atau menolak identitas yang diklaim oleh seseorang[23].

2.2.2 Verifikasi tanda tangan

Verifikasi tanda tangan adalah suatu proses yang digunakan untuk mengenal tanda tangan seseorang. Sistem verifikasi tanda tangan dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu

verifikasi tanda tangan secara *off-line* dan verifikasi tanda tangan secara *on-line*[24]. Verifikasi tanda tangan secara *offline* mengambil sebuah *image* tanda tangan sebagai *input* yang akan digunakan dalam proses selanjutnya. Sedangkan *input* untuk verifikasi tanda tangan secara *on-line* diambil dari tanda tangan yang didapatkan langsung dari *digitizer* yang dapat menghasilkan nilai – nilai dinamik, seperti nilai koordinat, lama tanda tangan, dan kecepatan tanda tangan[25].

2.2.3 Citra digital

Citra digital merupakan representasi dari citra analog *continue* yang diubah ke dalam bentuk diskret. Suatu citra didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x, y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitudo dari f pada setiap sembarang pasangan koordinat (x, y) disebut sebagai intensitas atau gray level di level tertentu. Ketika (x, y) dan nilai intensitas dari semua f terbatas dan nilainya diskrit maka disebut sebagai citra digital[26].

2.2.4 Pre-processing resize

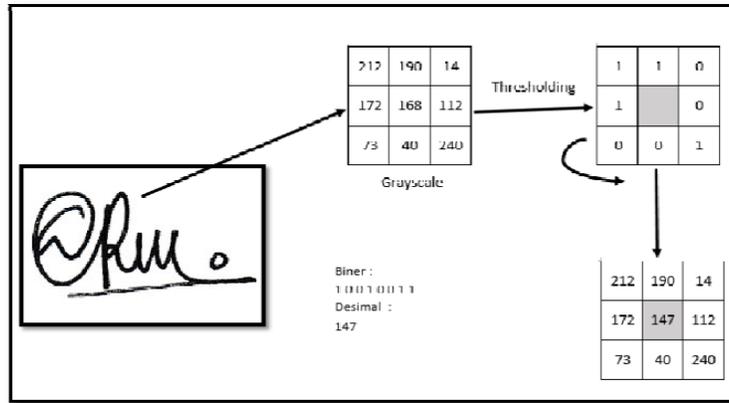
Ukuran dimensi citra pada data yang digunakan cukup besar sehingga pada penelitian ini hanya dilakukan satu tahap *preprocessing* yaitu *resize*. *Resize* bertujuan untuk menyeragamkan ukuran seluruh citra yang ada pada *database*[27].

2.2.5 Ekstraksi fitur dengan LBP

Algoritma LBP adalah suatu metode yang digunakan untuk mendeskripsikan ciri tekstur pada objek citra *grayscale*. LBP digunakan untuk mencari pola-pola tekstur lokal pada citra (*texture in local neighborhood*)[15]. Operator LBP merupakan deskriptor tekstur yang menggunakan perbandingan nilai keabuan dari piksel-piksel ketetanggaan. Operator dasar LBP berukuran 3 x 3 menggunakan 8 piksel ketetanggaan dari nilai tengah. Piksel ketetanggaan ke- n tersebut di-*threshold* menggunakan nilai keabuan dari piksel dan fungsi *thresholding*. Kode *binary* hasil operator LBP piksel ketetanggaan akan digunakan untuk merepresentasikan fitur dari piksel tengah[8].

Gambar 2.1 merupakan ilustrasi dari proses LBP. Proses pertama adalah piksel ketetanggaan di-*threshold* menggunakan nilai keabuan dari piksel tengah sebagai fungsi *thresholding* jika hasilnya lebih besar atau sama dengan 0 maka diberi nilai 1 dan jika hasilnya kurang dari 0 maka diberi 0. Setelah itu, nilai biner piksel ketetanggaan akan

disusun berlawanan arah jarum jam dan 8 bit biner tersebut dikonversi ke dalam nilai desimal untuk menggantikan nilai piksel tengah[8].



Gambar 2.1 Ilustrasi LBP[8].

Pada penelitian sebelumnya tentang identifikasi sub fosil gigi manusia, digunakan 3 fitur LBP yaitu *mean*, *variance*, dan *entropy* dimana akurasi yaitu 77,69%[20]. Penelitian lain mengenai identifikasi telapak tangan manusia, seluruh pixel LBP dijadikan fitur dimana akurasi diperoleh sebesar 92,31%[14]. Selain itu penelitian mengenai analisis daun menggunakan 10 fitur ciri dalam ekstraksi fitur LBP antara lain akan menghitung nilai *Mean*, *Standar Deviasi*, *Skewness*, *Entropy*, *Kurtosis*, *Variance*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity* dimana akurasi yang diperoleh sebesar 94%[15]. Sehingga pada penelitian ini, peneliti menggunakan 10 fitur LBP yaitu *Mean*, *Standar Deviasi*, *Skewness*, *Entropy*, *Kurtosis*, *Variance*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity* karena akurasi penelitian sebelumnya yang tinggi dan untuk mempercepat proses pembelajaran dan klasifikasi yang menggunakan ANN yaitu LVQ. Berikut adalah penjelasan dari 10 ciri fitur yang digunakan pada fitur LBP[15].

1. *Mean* adalah rata-rata dari suatu sebaran nilai intensitas citra keabuan

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \quad (2-1)$$

Dimana f_n merupakan suatu nilai intensitas keabuan, sementara $P(f_n)$ menunjukkan nilai histogram (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra)

2. *Standar Deviasi*: Menunjukkan sebaran nilai piksel pada bidang citra *grayscale*. *Standar Deviasi* merupakan cerminan dari rata-rata penyimpangan data dari *mean*[15]. Dimana L merupakan panjang maximum citra *greysacle*, I_k merupakan

nilai intensitas pixel, $E(Y)$ merupakan nilai *mean*. $pdf(I_k)$ merupakan nilai probabilitas kemunculan intensitas citra [28].

$$\text{std} = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} (I_k - E(Y))^2 \times pdf(I_k)} \quad (2-2)$$

3. *Skewness*: Menunjukkan tingkat kemiringan relatif kurva histogram dari suatu citra. σ adalah standar deviasi.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^3 P(f_n) \quad (2-3)$$

4. *Entropy*: Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk dari suatu citra.

$$H = - \sum_n P(f_n)^2 \log P(f_n) \quad (2-4)$$

5. *Kurtosis*: Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_n (f_n - \mu)^4 P(f_n) - 3 \quad (2-5)$$

6. *Variance*: Untuk mengetahui variasi elemen pada histogram dari citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 P(f_n) \quad (2-6)$$

7. *Contrast*: Menghitung ukuran penyebaran elemen-elemen matriks citra. Jika posisi letaknya jauh dari diagonal utama, maka nilai kekontrasan yang dihasilkan besar. Secara visual, nilai kekontrasan merupakan ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$CON = \sum_k K^2 [\sum_i \sum_j P(i, j)] \quad (2-7)$$

$$|i - j| = k$$

8. *Correlation*: Menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (i, j) \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2-8)$$

9. *Energy* menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks, dimana (i, j) menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks ko-okurensi.

$$\text{Energy} = \sum_{i, j=0}^{n-1} P(i, j)^2 \quad (2-9)$$

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan $P(i, j)$ adalah *Co-occurrence Matrix* Simetris Ternormalisasi.

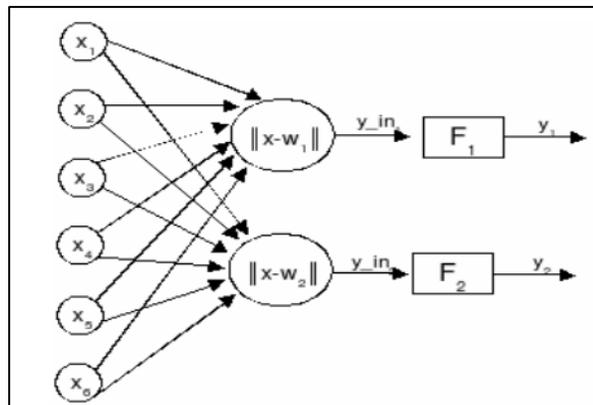
10. *Homogeneity*: homogenitas yang menunjukkan kehomogenan citra berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki nilai homogenitas yang besar.

$$H = \sum_{i,j=0}^{n-1} P(i,j)/[1 + (i,j)^2] \quad (2-10)$$

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan $P(i,j)$ adalah probabilitas kolom (i,j) .

2.2.6 Klasifikasi dengan LVQ

LVQ merupakan jaringan syaraf dengan tipe arsitektur jaringan lapis-tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang terdiri atas unit masukan dan unit keluaran. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor - vektor masukan. Jika 2 vektor masukan mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut ke dalam kelas yang sama. Arsitektur jaringan LVQ seperti terlihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Learning Vector Quantization[29].

Gambar 2.2 memperlihatkan bahwa yang bertindak sebagai dendrit atau data masukan adalah $X_1 - X_6$, yang bertindak sebagai sinapsis atau bobot adalah W , sedangkan soma atau badan sel dari jaringan ini adalah perhitungan $X - W$. Dan yang bertindak sebagai akson atau data keluaran adalah Y [29]. Algoritma LVQ adalah sebagai berikut[30]:

1. Tentukan maksimum *Epoch* (banyaknya proses pelatihan yang akan diulangi), ϵ (error minimum yang diharapkan) dan nilai α .
2. Hasil ekstraksi ciri pertama dari masing-masing pola digunakan sebagai data awal (inisialisasi). Data inisialisasi ini akan diisi sebagai nilai bobot awal (w).

3. $Epoch = 0$
4. Selama ($Epoch < MaxEpoch$) atau ($alpha > eps$), maka lakukan hal berikut:
 - a. $Epoch = Epoch+1$
 - b. Untuk setiap data hasil ekstraksi ciri, lakukan hal berikut:
 - 1) Set x = hasil ekstraksi ciri dari pola.
 - 2) Set T = nomor urut dari setiap kelas
 - 3) Hitung jarak hasil ekstraksi ciri pola saat ini dengan masing-masing bobot. Misalkan dihitung jarak hasil ekstraksi ciri pola pertama dengan setiap bobot dapat menggunakan persamaan (2-11).

$$J = \sqrt{(x_{11} - w_{11})^2 + \dots + (x_{1m} - w_{1m})^2} \quad (2-11)$$

Dengan:

x_{1m} = bit ekstraksi ciri dari pola-1 yang ke-m.

w_{1m} = bobot $W_{(1,m)}$

m = banyak bit ekstraksi ciri

- 4) Bila nomor kelas pada bobot yang memiliki jarak terkecil sama dengan nilai nomor urut (T) pola, maka hitung:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha(x - W_j(\text{lama})) \quad (2-12)$$

- 5) Bila tidak, maka hitung:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha(x - W_j(\text{lama})) \quad (2-13)$$

- c. kurangi nilai α .

$$\alpha = \alpha - (0.1 * \alpha) \quad (2-14)$$

2.2.7 Proses verifikasi tanda tangan

Pada proses pengujian, verifikasi tanda tangan dilakukan setelah sistem melakukan pengenalan tanda tangan. Verifikasi digunakan untuk membedakan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Pada penelitian ini, digunakan rumus *Euclidean Distance* untuk menghitung kemiripan data uji dengan bobot LVQ hasil proses pelatihan. pada penelitian sebelumnya, teknik *Euclidean Distance* menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan teknik *Canberra distance*[31], *Minkowski Distance* dan *Manhattan Distance*[32] dalam menghitung kemiripan dua vektor. Rumus *Euclidean Distance* setiap index vektor dapat dihitung dengan persamaan (2-15) dimana pada penelitian ini, x merupakan index vektor

data yang diuji dan y merupakan vektor bobot terkecil pada proses klasifikasi. Hasil dari *Euclidean distance* akan ditampung pada *array*.

$$d(x, y) = \sqrt{(x_i - y_i)^2} \quad (2-15)$$

Setelah itu, dilakukan normalisasi terhadap setiap index *array*. Persamaan (2-16) digunakan untuk melakukan normalisasi terhadap setiap index array, dimana x merupakan nilai index array, $nilai_{min}$ merupakan selisih terkecil dari semua index pada *array*, dan $nilai_{max}$ merupakan selisih terbesar dari semua index pada *array*.

$$x' = \frac{x - nilai_{min}}{nilai_{max} - nilai_{min}} \quad (2-16)$$

Setelah dilakukan normalisasi, maka dicari nilai rata-rata *array* dengan menggunakan persamaan (2-17) dimana x_i merupakan. Tanda tangan asli dan palsu ditentukan berdasarkan batas rentang nilai *variabel threshold*.

$$x = \frac{\sum_0^n x_i}{n} \quad (2-17)$$

2.2.8 Evaluasi hasil klasifikasi

Evaluasi hasil klasifikasi dapat dilakukan dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. Keempat nilai ini dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* seperti yang tertera Tabel 2.1[33]. Nilai- nilai yang didapatkan dari *confusion matrix* kemudian akan digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi.

Tabel 2.1 Confussion matrix.

Hasil Klasifikasi \ Kelas Sebenarnya	Positif	Negatif
Positif	a	B
Negatif	c	D

Akurasi merupakan proporsi dari kedua kelas (positif dan negatif) dari total kelas yang diuji. Persamaan (2-18) menunjukkan perhitungan untuk nilai akurasi.

$$akurasi = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (2-18)$$

True Positive Rate (recall) merupakan proporsi dari kelas positif yang diklasifikasikan dengan benar. Persamaan (2-19) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Positive Rate*.

$$\text{True Positive Rate (recall)} = \frac{a}{a+b} \quad (2-19)$$

True Negative Rate (specificity) merupakan proporsi dari kelas negatif yang diklasifikasikan dengan benar. Persamaan (2-20) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Negative Rate*.

$$\text{True Negative Rate (specificity)} = \frac{d}{c+d} \quad (2-20)$$

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan

Alat dan bahan pada penelitian yang dilakukan berupa *software* dan *hardware* serta data-data yang dibutuhkan selama kegiatan penelitian.

1. Alat Penelitian

Alat – alat yang digunakan dalam melakukan penelitian ini adalah sebagai berikut.

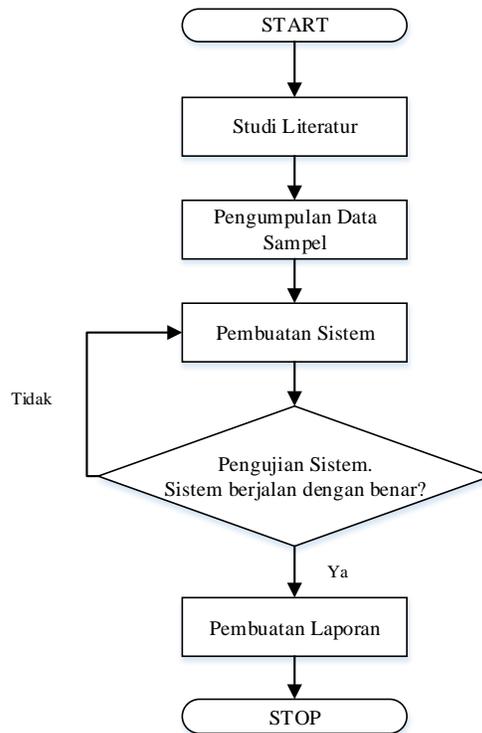
- Processor Laptop: Intel Core i3-5005U, 2.0GHz, RAM 4GB
- Operating System: Windows 10 pro 64-bit.
- *Software* Jupyter Notebook (Anaconda 3), python 3.7 diperlukan untuk membuat program
- Software iBisPaint X diperlukan sebagai media untuk mengumpulkan *dataset* tanda tangan
- Samsung Galaxy Tab A

2. Bahan Penelitian

Bahan – bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah citra tanda tangan sebanyak 600 citra dengan format PNG dan ukuran 500x500 pixel yang diambil dari 30 responden dimana tiap responden diambil 15 tanda tangan asli yang diambil pada 3 hari yang berbeda dimana setiap 1 hari diambil 5 tanda tangan asli dan untuk tanda tangan palsu diambil 5 tanda tangan untuk setiap responden, dimana tanda tangan palsu dikerjakan oleh 5 orang yang dipercaya peneliti dapat meniru tanda tangan

3.2 Rencana Penelitian

Diagram alir pembuatan sistem dari mulai pengumpulan data hingga pembuatan laporan tertuang dalam Gambar 3.1.

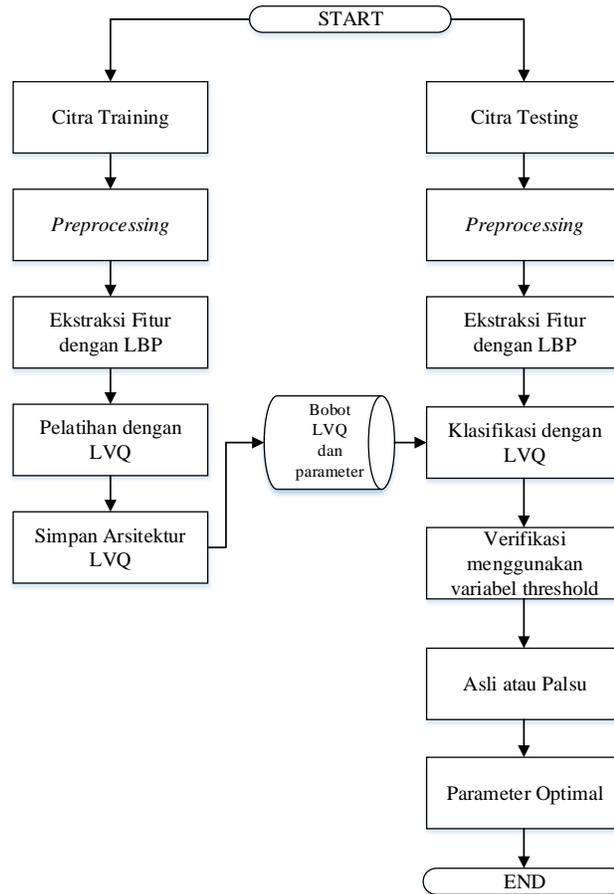


Gambar 3.1 Diagram alir proses penelitian.

Berdasarkan Gambar 3.1, ada beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, tahap pertama akan dilakukan pengumpulan citra tanda tangan selanjutnya melakukan studi literatur untuk menambah wawasan penulis mengenai apa yang akan dilakukan. Studi literatur ini dilakukan melalui referensi-referensi yang berasal dari jurnal, buku, dan penelitian-penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya. Setelah *dataset* berhasil dikumpulkan dan telah melakukan studi literatur maka penelitian akan diteruskan dengan melakukan pembuatan sistem yang diawali dengan melakukan *preprocessing* pada data set dengan melakukan *resize* untuk setiap citra, selanjutnya melakukan ekstraksi 10 fitur ciri dalam ekstraksi fitur LBP, antara lain akan menghitung nilai *Mean*, *Standar Deviasi*, *Skewness*, *Entropy*, *Kurtosis*, *Variance*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*. Hasil dari ekstraksi ini akan menjadi bahan acuan untuk mengetahui seberapa mirip data uji dengan data set setelah proses klasifikasi, setelah mengetahui keakuratan dari hasil klasifikasi maka akan dibuatkan tabel untuk mengetahui kombinasi jenis gambar citra, ukuran citra dan jumlah learning rate dan *Epoch* yang memiliki akurasi paling tinggi. Terakhir, dilakukan penyelesaian dokumentasi penelitian dalam bentuk laporan akhir.

3.3 Perancangan Sistem

Di dalam subbab ini dijelaskan bagaimana sistem dirancang mulai dari tahapan pelatihan citra hingga sistem dapat mengetahui akurasi optimal dari citra latih dan citra uji. Block diagram tertuang dalam Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Diagram perancangan sistem.

Seperti terlihat pada Gambar 3.2, terdapat dua proses utama dalam penelitian ini, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. *Preprocessing* dan ekstraksi fitur yang dilakukan pada proses pelatihan dan proses pengujian sama. Proses pelatihan dan proses pengujian tersebut dijelaskan sebagai berikut.

3.3.1 Proses Pelatihan

Proses pelatihan sistem meliputi tahap-tahap berikut ini:

- Input* citra tanda tangan untuk pelatihan, citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra hitam putih dan berukuran 500×500 .

- b. Tahap *preprocessing* merupakan proses manipulasi gambar sesuai dengan yang diinginkan dengan melakukan *resize*, untuk proses *resize* ukuran gambar diubah menjadi ukuran 64 x 64, 128 x 128 dan 256 x 256 piksel. selanjutnya citra diubah menjadi bentuk *grayscale* yang digunakan dalam proses ekstraksi.
- c. Ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode LBP yang akan digunakan untuk mendapatkan nilai 10 fitur LBP yaitu *Mean, Standar Deviasi, Skewness, Entropy, Kurtosis, Variance, Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity*.
- d. Pelatihan data citra dengan menggunakan klasifikasi LVQ dengan nilai *maximal Epoch, learning rate, dan minimal error*.

3.3.2 Proses Pengujian

Proses pengujian sistem meliputi tahap-tahap berikut ini:

- a. *Input* citra tanda tangan untuk pengujian, citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra hitam putih dan berukuran 500 × 500.
- b. Tahap *preprocessing* merupakan proses manipulasi gambar sesuai dengan yang diinginkan dengan melakukan *resize*, untuk proses *resize* ukuran gambar diubah menjadi ukuran 64 x 64, 128 x 128, dan 256 x 256 piksel. selanjutnya citra diubah menjadi bentuk *grayscale* yang digunakan dalam proses ekstraksi.
- c. Ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode LBP yang akan digunakan untuk mendapatkan nilai 10 fitur LBP yaitu *Mean, Standar Deviasi, Skewness, Entropy, Kurtosis, Variance, Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity*.
- d. Klasifikasi citra pelatihan menggunakan metode LVQ menggunakan bobot akhir dari hasil proses pelatihan.
- e. Tahap verifikasi dilakukan dengan menghitung *similarity* antara fitur-fitur citra latih dengan kelasnya. Citra tanda tangan asli atau palsu ditentukan berdasarkan nilai variabel *threshold* yang ditentukan pada saat penelitian dilakukan.
- f. Output berupa akurasi optimal.

3.4 Preprocessing

Pengolahan awal (*preprocessing*) bertujuan untuk mengelola citra agar dapat diperoleh informasi dari suatu citra secara optimal, tahap pengolahan awal citra dalam penelitian ini adalah melakukan *resize*. Pada tahap ini citra sudah tersimpan di dalam

komputer, citra hasil *resize* ini yang nantinya akan dijadikan sebagai data latih dan data uji.

Pada tahap *resize*, dilakukan perubahan ukuran citra agar setiap *input* citra memiliki resolusi yang sama. Resolusi pada citra awal adalah 500×500 . Pada saat *preprocessing* citra di *resize* menjadi 64×64 , 128×128 , dan 256×256 piksel. Semakin tinggi resolusinya, yang berarti semakin kecil ukuran pixel atau semakin banyak jumlah pixelnya, semakin halus citra yang diperoleh dan juga bertujuan untuk mempercepat proses komputasi.

3.5 Ekstraksi Fitur LBP

Proses ekstraksi fitur dengan metode LBP dibagi menjadi dua tahap, yaitu pembentukan matriks LBP dan perhitungan nilai fitur LBP sampai mencari nilai 10 fitur.

3.5.1 Pembentukan matriks LBP

Algoritma LBP adalah suatu metode yang digunakan untuk mendeskripsikan ciri tekstur pada objek citra *grayscale*. Pada *dataset* citra tanda tangan ini, citra awal sudah berupa *grayscale*. LBP digunakan untuk mencari pola-pola tekstur lokal pada citra. Jenis LBP yang digunakan dalam penelitian ini yaitu LBP dengan 8 titik tetangga dengan jari-jari atau jarak titik dengan tetangga yaitu 1. Misalkan terdapat citra dengan matriks 5×5 pada Gambar 3.3.

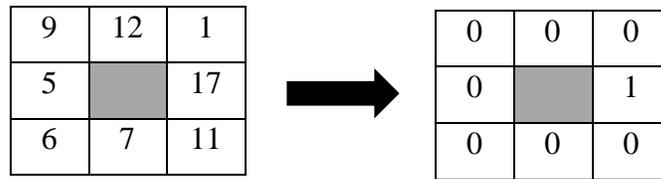
A =

9	12	1	4	2
5	15	17	10	6
6	7	11	22	21
20	8	6	5	14
17	22	10	4	4

Gambar 3.3 Contoh matriks citra.

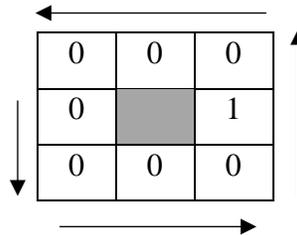
Adapun langkah-langkah pembentukan matriks LBP sebagai berikut:

- Membagi matriks citra menjadi bagian-bagian yang lebih kecil atau disebut kernel yaitu matriks 3×3 . Bandingkan nilai piksel pada titik pusat dengan nilai piksel pada 8 titik tetangga. Jika nilai piksel tetangga lebih besar atau sama dengan dari titik pusat maka diberi nilai 1, jika nilai piksel tetangga lebih kecil dari titik pusat maka diberi nilai 0 seperti pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Konversi nilai piksel ke biner.

- b. Nilai disusun searah dengan jarum jam sehingga menjadi bilangan biner 8 bit seperti pada Gambar 3.5.

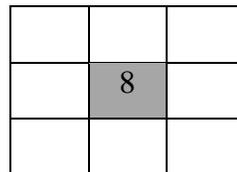


Gambar 3.5 Membentuk bilangan biner 8 bit.

- c. Konversikan bilangan biner ke desimal dengan mengalikan nilai biner dengan bilangan eksponensial dari 2. Nilai desimal yang diperoleh akan menjadi nilai LBP pada satu kernel.

$$00001000 = 0 \times 128 + 0 \times 64 + 0 \times 32 + 0 \times 16 + 1 \times 8 + 0 \times 4 + 0 \times 2 + 0 \times 1 = 8$$

Sehingga, nilai LBP nya yaitu 8 dan diletakkan pada kernel seperti pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Nilai titik pusat berubah menjadi nilai LBP.

- d. Langkah a-c diulang kembali untuk menghitung nilai LBP pixel lainnya. Dan diperoleh hasil akhir seperti pada Gambar 3.7.

A =

24	48	248	112	224
62	8	16	240	224
60	110	11	0	128
16	244	231	207	3
10	1	128	146	131

Gambar 3.7 Nilai pixel hasil perhitungan LBP.

3.5.2 Perhitungan nilai fitur LBP

Pada penelitian ini digunakan 10 fitur ciri dalam ekstraksi fitur LBP, antara lain akan menghitung nilai *Mean*, *Standar Deviasi*, *Skewness*, *Entropy*, *Kurtosis*, *Variance*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*.

a. Mean

Untuk menghitung nilai *Mean*, digunakan Persamaan (2-1).

$$\begin{aligned} \mu = & (24 \times \frac{1}{25}) + (48 \times \frac{1}{25}) + (248 \times \frac{1}{25}) + (112 \times \frac{1}{25}) + (224 \times \frac{2}{25}) + (62 \times \frac{1}{25}) + (8 \times \frac{1}{25}) + \\ & (16 \times \frac{2}{25}) + (240 \times \frac{1}{25}) + (60 \times \frac{1}{25}) + (110 \times \frac{1}{25}) + (11 \times \frac{1}{25}) + (0 \times \frac{1}{25}) + (128 \times \frac{2}{25}) + \\ & (244 \times \frac{1}{25}) + (231 \times \frac{1}{25}) + (207 \times \frac{1}{25}) + (3 \times \frac{1}{25}) + (10 \times \frac{1}{25}) + (1 \times \frac{1}{25}) + (146 \times \frac{1}{25}) + \\ & (131 \times \frac{1}{25}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu = & 0,96 + 0,48 + 1,24 + 0,56 + 4,96 + 1,28 + 0,6 + 2,4 + 4,72 + 8,32 + 0 + 0,08 + \\ & 0,32 + 1,88 + 9,72 + 7,68 + 3,2 + 9,64 + 7,72 \end{aligned}$$

$$\mu = 7,56$$

b. Standar Deviasi

Untuk menghitung nilai Standar Deviasi, digunakan Persamaan (2-2).

$$\begin{aligned} std^2 = & (24-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (48-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (248-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (112-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (224- \\ & 75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (62-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (8-75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (16-75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (240- \\ & 75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (224-75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (60-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (110-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (11- \\ & 75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (0-75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (128-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (244-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (231- \\ & 75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (207-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (3-7,56)^2 \times \frac{1}{25} + (10-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (1- \\ & 75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (146-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (131-75,56)^2 \times \frac{1}{25} \end{aligned}$$

$$std = \sqrt{736,176}$$

$$std = 85,7915$$

c. Skewness

Untuk menghitung nilai *Skewness*, digunakan Persamaan (2-3).

$$\begin{aligned} \alpha_3 = & \frac{1}{85,7915^3} (24-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (48-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (248-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (112-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + \\ & (224-75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (62-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (8-75,56)^2 \times \frac{2}{25} + (16-75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (240- \\ & 75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (224-75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (60-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (110-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (11- \end{aligned}$$

$$75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (0-75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (128-75,56)^3 \times \frac{2}{25} + (244-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (231-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (207-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (3-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (10-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (1-75,56)^2 \times \frac{1}{25} + (146-75,56)^3 \times \frac{1}{25} + (131-75,56)^3 \times \frac{1}{25}$$

$$\alpha_3 = 4,322$$

d. Entropy

Untuk menghitung nilai Entropy, digunakan Persamaan (2-4).

$$\begin{aligned} H = - & \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \\ & \left(\left(\frac{2}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{2}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{2}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{2}{25}\right) \right) + \\ & \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{2}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{2}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \\ & \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{2}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{2}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \\ & \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \\ & \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) + \left(\left(\frac{1}{25}\right)^2 \times \log\left(\frac{1}{25}\right) \right) \end{aligned}$$

$$H = -(-0,2196)$$

$$H = 0,2196$$

e. Kurtosis

Untuk menghitung nilai kurtosis, digunakan Persamaan (2-5).

$$\begin{aligned} \alpha_4 = \frac{1}{87,0453^4} & \left(\left(\frac{1}{25}\right) \times (24-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (48-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (248-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (112-75,56)^4 - 3 \right) + \\ & \left(\frac{2}{25} \times (224-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (62-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{2}{25} \times (8-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{2}{25} \times (16-75,56)^4 - 3 \right) + \\ & \left(\frac{1}{25} \times (240-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{2}{25} \times (224-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (60-75,56)^4 - 3 \right) + \\ & \left(\frac{1}{25} \times (110-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (11-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (0-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{2}{25} \times (128-75,56)^4 - 3 \right) + \\ & \left(\frac{1}{25} \times (244-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (231-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (207-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (3-75,56)^4 - 3 \right) + \\ & \left(\frac{1}{25} \times (10-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (1-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (146-75,56)^4 - 3 \right) + \left(\frac{1}{25} \times (131-75,56)^4 - 3 \right) \end{aligned}$$

$$\alpha_4 = \frac{1}{57409208} (118637894)$$

$$\alpha_4 = 2,0665$$

f. *Variance*

Untuk menghitung nilai *Variance*, digunakan Persamaan (2-6).

$$\begin{aligned} \sigma^2 = & \left(\frac{1}{25} (24-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(48-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(248-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(112-75,56)^2\right) \\ & + \left(\frac{2}{25}(224-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(62-75,56)^2\right) + \left(\frac{2}{25}(8-75,56)^2\right) + \left(\frac{2}{25}(16-75,56)^2\right) + \\ & \left(\frac{1}{25}(240-75,56)^2\right) + \left(\frac{2}{25}(224-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(60-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(110-75,56)^2\right) + \\ & \left(\frac{1}{25}(11-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(0-75,56)^2\right) + \left(\frac{2}{25}(128-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(244-75,56)^2\right) + \\ & \left(\frac{1}{25}(231-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(207-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(3-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(10-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(1- \right. \\ & \left. 75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(146-75,56)^2\right) + \left(\frac{1}{25}(131-75,56)^2\right) \end{aligned}$$

$$\sigma^2 = 7360,176$$

g. *Contrast*

Untuk menghitung nilai *Contrast*, digunakan Persamaan (2-7).

$$\begin{aligned} CON = & ((0-0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((0-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((0-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((0-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((0-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((0-5)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1- \\ & 0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((1-5)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2- \\ & 0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((2-5)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3- \\ & 0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((3-5)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4- \\ & 0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((4-5)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5- \\ & 0)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5-1)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5-2)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5-3)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5-4)^2 \times \frac{1}{25}) + ((5-5)^2 \times \frac{1}{25}) \end{aligned}$$

$$CON = 11$$

h. *Correlation*

Untuk menghitung nilai *Correlation*, digunakan Persamaan (2-8).

$$\begin{aligned} COR = & \frac{(0-204,84) \times (0-171,8) \times 24 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(0-204,84) \times (1-171,8) \times 12 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(0-204,84) \times (2-171,8) \times 31 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \\ & \frac{(0-204,84) \times (3-171,8) \times 14 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(0-204,84) \times (4-171,8) \times 7 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \dots + \\ & \frac{(4-204,84) \times (0-171,8) \times 80 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(4-204,84) \times (1-171,8) \times 0 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(4-204,84) \times (2-171,8) \times 1 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \\ & \frac{(4-204,84) \times (3-171,8) \times 241 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} + \frac{(4-204,84) \times (4-171,8) \times 193 \times \frac{1}{25}}{3056976,281 \times 2150757} \end{aligned}$$

$$COR = \frac{-617860840}{3056976,281 \times 2150757}$$

$$COR = -0,0001$$

i. *Energy*

Untuk menghitung nilai *Energy*, digunakan Persamaan (2-9).

$$Energy = (24)^2 + (48)^2 + (248)^2 + (112)^2 + (224)^2 + (62)^2 + (8)^2 + (16)^2 + (240)^2 + (62)^2 + (8)^2 + (16)^2 + (240)^2 + (224)^2 + (60)^2 + (110)^2 + (11)^2 + (0)^2 + (128)^2 + (16)^2 + (244)^2 + (231)^2 + (207)^2 + (3)^2 + (10)^2 + (1)^2 + (146)^2 + (131)^2$$

$$Energy = 332155$$

j. *Homogeneity*

Untuk menghitung nilai *Energy*, digunakan Persamaan (2-10).

$$Homogeneity = \left(\frac{\frac{1}{25}}{1+24} + \frac{\frac{1}{25}}{1+48} + \frac{\frac{1}{25}}{1+248} + \frac{\frac{1}{25}}{1+112} + \frac{\frac{2}{25}}{1+224} + \frac{\frac{1}{25}}{1+62} + \frac{\frac{1}{25}}{1+8} + \frac{\frac{2}{25}}{1+16} + \frac{\frac{1}{25}}{1+240} + \frac{\frac{2}{25}}{1+224} + \frac{\frac{1}{25}}{1+60} + \frac{\frac{1}{25}}{1+110} + \frac{\frac{2}{25}}{1+11} + \frac{\frac{1}{25}}{1+0} + \frac{\frac{2}{25}}{1+128} + \frac{\frac{1}{25}}{1+244} + \frac{\frac{1}{25}}{1+231} + \frac{\frac{1}{25}}{1+207} + \frac{\frac{1}{25}}{1+3} + \frac{\frac{1}{25}}{1+10} + \frac{\frac{1}{25}}{1+1} + \frac{\frac{1}{25}}{1+146} + \frac{\frac{1}{25}}{1+131} \right)$$

$$Homogeneity = 0,1540$$

3.6 Tahap Klasifikasi LVQ

Proses klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode LVQ. Misalkan terdapat 6 *input* vektor dari hasil ekstraksi LBP sebelumnya ke dalam 3 kelas seperti pada tabel 3.1.

Tabel 3.1 Input vektor.

Mean	Standar Deviasi	Skewness	Entropi	Kurtosis	Variance	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
75,56	85,7915	4,3222	0,2196	2,0665	7360,176	11	-0,0001	332155	0,1540	1
70	80	5	0,4	3	7360	15	-0,0002	302115	0,2	1
1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	2
0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	2
1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	3
0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	3

Langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan klasifikasi LVQ adalah sebagai berikut,

- Menginisialisasi bobot yang diambil dari dari *dataset* pada Tabel 3.1. Jumlah bobot yang diambil sejumlah kelas yang akan digunakan, dimana pada contoh ini diambil 3

input untuk dijadikan inisialisasi bobot yang mewakili setiap kelas, Berikut merupakan inisialisasi bobot.

Tabel 3.2 Inisialisasi bobot.

bobot	Vektor	Kelas
1	(75,56, 85,7915, 4,3222, 0,2196, 2,0665, 7360,176, 11, -0,0001, 332155, 0,1540)	1
2	(1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0)	2
3	(1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1)	3

- b. Melakukan pembelajaran dimana Sebagai nilai awal dipilih *learning rate* ($\alpha=0,05$), dengan pengurangan sebesar $0,1*\alpha$; dan maksimum *Epoch* ($MaxEpoch=10$), Contoh berikut merupakan Perhitungan yang dilakukan pada *Epoch* ke-1:

Data ke-1: (70, 80, 5, 0,4, 3, 7360, 15, -0,0002, 302115, 0,2)

Menghitung jarak pada bobot 1.

$$J_1 = \sqrt{(70 - 75,56)^2 + (80 - 85,791)^2 + (5 - 4,322)^2 + (0,4 - 0,22)^2 + (3 - 2,067)^2 + (7360 - 7360,176)^2 + (15 - 11)^2 + (-0,0002 - 0,0001)^2 + (302115 - 332155)^2 + (0,2 - 0,154)^2}$$

$$J_1 = \sqrt{902401682}$$

$$J_1 = 30040,001$$

Menghitung jarak pada bobot 2.

$$J_2 = \sqrt{(70 - 1)^2 + (80 - 0)^2 + (5 - 0)^2 + (0,4 - 0)^2 + (3 - 1)^2 + (7360 - 0)^2 + (15 - 0)^2 + (-0,0002 - 0)^2 + (302115 - 1)^2 + (0,2 - 0)^2}$$

$$J_2 = \sqrt{91327050011}$$

$$J_2 = 302203,665$$

Menghitung jarak pada bobot 3.

$$J_3 = \sqrt{(70 - 1)^2 + (80 - 0)^2 + (5 - 0)^2 + (0,4 - 1)^2 + (3 - 0)^2 + (7360 - 1)^2 + (15 - 0)^2 + (-0,0002 - 1)^2 + (302115 - 0)^2 + (0,2 - 1)^2}$$

$$J_3 = \sqrt{91327639528}$$

$$J_3 = 302204,632$$

Setelah melakukan perhitungan jarak, diketahui bahwa target data ke-1 sama dengan bobot minimum yaitu bobot ke-1, Sehingga bobot ke-1 diperbaharui sebagai berikut.

$$w_{10} = w_{10} + \alpha (x_{10} - w_{10}) = 75,56 + 0,05*(70-75,56) = 75,282$$

$$w_{11} = w_{11} + \alpha (x_{10} - w_{11}) = 85,7915 + 0,05*(80-85,7915) = 85,5019$$

$$w_{12} = w_{12} + \alpha (x_{10} - w_{12}) = 4,3222 + 0,05*(5-4,3222) = 4,3561$$

$$w_{13} = w_{13} + \alpha (x_{10} - w_{13}) = 0,2196 + 0,05*(0,4-0,2196) = 0,2286$$

$$w_{14} = w_{14} + \alpha (x_{10} - w_{14}) = 2,0665 + 0,05*(3-2,0665) = 2,1122$$

$$w_{15} = w_{15} + \alpha (x_{10} - w_{15}) = 75,56 + 0,05*(7360-75,56) = 7360,17$$

$$w_{16} = w_{16} + \alpha (x_{10} - w_{16}) = 11 + 0,05*(15-11) = 11,2$$

$$w_{17} = w_{17} + \alpha (x_{10} - w_{17}) = -0,0001 + 0,05*(-0,0002 - (-0,0001)) = -0,0001$$

$$w_{18} = w_{18} + \alpha (x_{10} - w_{18}) = 332155 + 0,05*(302115-332155) = 330653$$

$$w_{19} = w_{19} + \alpha (x_{10} - w_{19}) = 0,1540 + 0,05*(0,2-0,1540) = 0,1563$$

Sehingga, bobot 1 nilainya telah berubah menjadi (75,282, 85,5019, 4,3561, 0,2286, 2,1122, 7360,17, 11,2, -0,0001, 330653, 0,1563),

Data ke-2: (0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0)

Menghitung jarak pada bobot 1.

$$J_1 = \sqrt{\frac{(0 - 75,282)^2 + (0 - 85,502)^2 + (1 - 4,356)^2 + (0 - 0,229)^2 + (1 - 2,112)^2 + (0 - 7360,17)^2 + (0 - 11,2)^2 + (1 - (-0,0001))^2 + (0 - 330653)^2 + (0 - 0,156)^2}{2}}$$

$$J_1 = \sqrt{2256004,2}$$

$$J_1 = 1502,0001$$

Menghitung jarak pada bobot 2.

$$J_2 = \sqrt{\frac{(0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2}{2}}$$

$$J_2 = \sqrt{4}$$

$$J_2 = 2$$

Menghitung jarak pada bobot 3.

$$J_3 = \sqrt{\frac{(0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 1)^2}{2}}$$

$$J_3 = \sqrt{6}$$

$$J_3 = 2,4493$$

Setelah melakukan perhitungan jarak, diketahui bahwa target data ke-2 sama dengan bobot minimum yaitu bobot ke-2, Sehingga bobot ke-2 diperbaharui sebagai berikut.

$$w_{20} = w_{20} + \alpha (x_{10} - w_{20}) = 1 + 0,05*(0-1) = 0,95$$

$$w_{21} = w_{21} + \alpha (x_{10} - w_{21}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{22} = w_{22} + \alpha (x_{10} - w_{22}) = 0 + 0,05*(1-0) = 0,05$$

$$w_{23} = w_{23} + \alpha (x_{10} - w_{23}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{24} = w_{24} + \alpha (x_{10} - w_{24}) = 1 + 0,05*(1-1) = 1$$

$$w_{25} = w_{25} + \alpha (x_{10} - w_{25}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{26} = w_{26} + \alpha (x_{10} - w_{26}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{27} = w_{27} + \alpha (x_{10} - w_{27}) = 0 + 0,05*(1-0) = 0,05$$

$$w_{28} = w_{28} + \alpha (x_{10} - w_{28}) = 1 + 0,05*(0-1) = 0,95$$

$$w_{29} = w_{29} + \alpha (x_{10} - w_{29}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

Sehingga, bobot 2 nilainya telah berubah menjadi (0,95, 0, 0,05, 0, 1, 0, 0, 0,05, 0,95, 0).

Data ke-3: (0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1)

Menghitung jarak pada bobot 1.

$$J_1 = \sqrt{\frac{(0 - 75,282)^2 + (0 - 85,502)^2 + (1 - 4,356)^2 + (1 - 0,229)^2 + (0 - 2,112)^2 + (0 - 7360,17)^2 + (0 - 11,2)^2 + (1 - (-0,0001))^2 + (0 - 330653)^2 + (1 - 0,156)^2}{}}$$

$$J_1 = \sqrt{109385591592}$$

$$J_1 = 330374,9265$$

Menghitung jarak pada bobot 2.

$$J_2 = \sqrt{\frac{(0 - 0,95)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0,05)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0,05)^2 + (0 - 0,95)^2 + (1 - 0)^2}{}}$$

$$J_2 = \sqrt{6,61}$$

$$J_2 = 2,571$$

Menghitung jarak pada bobot 3.

$$J_3 = \sqrt{\frac{(0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2}{}}$$

$$J_3 = \sqrt{3}$$

$$J_3 = 1,7321$$

Setelah melakukan perhitungan jarak, diketahui bahwa target data ke-3 sama dengan bobot minimum yaitu bobot ke-3, Sehingga bobot ke-3 diperbaharui sebagai berikut.

$$w_{20} = w_{20} + \alpha (x_{10} - w_{20}) = 1 + 0,05*(1-0) = 0,95$$

$$w_{21} = w_{21} + \alpha (x_{10} - w_{21}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{22} = w_{22} + \alpha (x_{10} - w_{22}) = 0 + 0,05*(0-1) = 0,05$$

$$w_{23} = w_{23} + \alpha (x_{10} - w_{23}) = 1 + 0,05*(1-1) = 1$$

$$w_{24} = w_{24} + \alpha (x_{10} - w_{24}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{25} = w_{25} + \alpha (x_{10} - w_{25}) = 1 + 0,05*(1-0) = 0,95$$

$$w_{26} = w_{26} + \alpha (x_{10} - w_{26}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{27} = w_{27} + \alpha (x_{10} - w_{27}) = 1 + 0,05*(1-1) = 1$$

$$w_{28} = w_{28} + \alpha (x_{10} - w_{28}) = 0 + 0,05*(0-0) = 0$$

$$w_{29} = w_{29} + \alpha (x_{10} - w_{29}) = 1 + 0,05*(0-1) = 1$$

Sehingga, bobot 3 nilainya telah berubah menjadi (0,95, 0, 0,05, 1, 0, 0,95, 0, 1, 0, 1),

$$\alpha = \alpha - 0,01*\alpha = 0,05 - 0,01*0,05 = 0,045$$

proses ini diteruskan untuk *Epoch* ke-2 sampai *Epoch* ke-10, untuk setiap data dengan menggunakan cara yang sama, Setelah mencapai *Epoch* yang ke-10 diperoleh bobot akhir sebagai berikut.

$$w_1 = (75,2, 85, 4, 0,22, 2,1, 7362, 12, -0,0001, 330653, 0,15)$$

$$w_2 = (0,3727, 0,2161, 0,6347, -0,2164, 0,7981, 0,4254, 0,05, 0,95, 0, 1)$$

$$w_3 = (0,0000, 0,7696, 0,7900, 1, 0,5869, 0,2171, 0, 1, 0, 0)$$

Apabila kita ingin mensimulasikan *input*: (0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1), maka kita cari terlebih dahulu jarak *input* tersebut dengan kedua bobot, Nomor dari bobot dengan jarak yang terpendek akan menjadi kelasnya,

Menghitung jarak pada bobot 1.

$$J_1 = \sqrt{(0 - 75,2)^2 + (1 - 85)^2 + (0 - 4)^2 + (1 - 0,22)^2 + (1 - 2,1)^2 + (0 - 7362)^2 + (1 - 12)^2 + (0 - (-0,0001))^2 + (0 - 330653)^2 + (1 - 0,15)^2}$$

$$J_1 = \sqrt{109312886744}$$

$$J_1 = 330624,9941$$

Menghitung jarak pada bobot 2.

$$J_2 = \sqrt{(0 - 0,373)^2 + (1 - 0,216)^2 + (0 - 0,635)^2 + (1 - (-0,216))^2 + (1 - 0,798)^2 + (0 - 0,425)^2 + (1 - 0,05)^2 + (0 - 0,95)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$J_2 = \sqrt{4,662}$$

$$J_2 = 2,159$$

Menghitung jarak pada bobot 3.

$$J_3 = \sqrt{(0 - 0)^2 + (1 - 0,769)^2 + (0 - 0,79)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 0,587)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 0)^2}$$

$$J_3 = \sqrt{3,895}$$

$$J_3 = 1,973$$

Jarak terkecil ada pada bobot ke-3, sehingga *input* termasuk dalam kelas 3.

3.7 Verifikasi Tanda Tangan

Pada proses pengujian, setelah dilakukan klasifikasi tanda tangan maka dilakukan verifikasi tanda tangan. Pada input sebelumnya, diketahui bahwa input telah diklasifikasi ke kelas 3. Untuk verifikasi tanda tangan vektor input dan vektor bobot kelas 3 akan dihitung nilai *Euclidean Distance* dari setiap index vektor dengan menggunakan persamaan (2-15) seperti berikut.

$$\text{Index}[0] = \sqrt{(0 - 0,373)^2} = 0,373$$

Perhitungan dilakukan sampai index ke 9, dan hasilnya dimasukkan ke dalam *array*. Sehingga nilai pada *array* yaitu (0,373, 0,784, 0,635, 1,216, 0,202, 0,425, 0,95, 0,95, 0, 0). Kemudian dilakukan normalisasi pada setiap *index array* menggunakan persamaan (2-16).

$$x' = \frac{0,373-0}{1,261-0}$$

$$x' = 0,476$$

Perhitungan dilakukan sampai index ke 9 sehingga nilai pada *array* menjadi (0,295, 0,622, 0,503, 1, 0,16, 0,337, 0,753, 0,753, 0, 0). Setelah itu, dihitung nilai *mean* pada *array* dengan menggunakan persamaan (2-17).

$$x = \frac{0,295+0,622+0,503+1+0,16+0,337+0,753+0,753+0+0}{10}$$

$$x = 0,4423$$

3.8 Skenario Pengujian

Pengujian pada penelitian ini maksudnya adalah untuk menguji model yang dihasilkan dari ekstraksi fitur LBP dan pelatihan LVQ sebelumnya. Model yang dibangun akan dilihat keakuratannya dengan memperhatikan parameter percobaan. Pada metode LBP parameter yang diperhatikan yaitu radius, dan jumlah tetangga. Pada metode LVQ parameter yang diperhatikan yaitu *epoch* dan *learning rate*. Pada pengujian ini,

penentuan jenis data citra yaitu citra latih dan citra uji digunakan *k-fold cross validation* dimana $k=5$. Berikut merupakan jenis skenario pengujian.

1. Pengujian akurasi berdasarkan parameter pada metode yang digunakan. Pada metode LBP, parameter yang diuji menggunakan nilai $R = 1, P = 4$ dan $R=2, P=8$, dimana R merupakan jarak tetangga dan P merupakan jumlah tetangga dari titik pusat. Nilai ini diambil dari penelitian sebelumnya dengan akurasi tertinggi yaitu mengenai identifikasi cacat kayu, akurasi tertinggi pada ekstraksi fitur LBP terdapat pada parameter $R=1$ dan $P=4$ [16]. Dan penelitian mengenai identifikasi tanda tangan, akurasi tertinggi pada ekstraksi fitur LBP terdapat pada parameter $R=2$ dan $P=8$ [14].
2. Pengujian akurasi berdasarkan parameter LVQ yang diuji yaitu *epoch* dan *learning rate* dimana *epoch* yang digunakan yaitu pada 50, 100, 150, dan 200 dan nilai *learning rate* yaitu dari 0,1, 0,01, dan 0,001.
3. Pengujian akurasi berdasarkan jenis ukuran citra yang digunakan dalam melakukan verifikasi tanda tangan. Adapun ukuran citra yang digunakan adalah 64×64 , 128×128 dan 256×256 piksel. Parameter LBP dan LVQ menggunakan parameter yang menghasilkan akurasi tertinggi pada skenario sebelumnya.
4. Pengujian akurasi dengan variabel threshold sebagai batas penentuan keaslian tanda tangan. pada penelitian ini akan diuji batas variabel threshold yaitu pada rentang nilai 0,5-0,9.

Dalam proses pengujian akan dihitung nilai akurasi. *True Positif Rate* dan *True Negative Rate*. Misalkan terdapat data *dummy* seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3.3 *Confussion matrix* dengan data *dummy*.

Hasil Klasifikasi \ Kelas Sebelumnya	Positif	Negatif
Positif	19	1
Negatif	2	18

Berdasarkan *confussion matrix* di atas. dapat dihitung nilai akurasi. *True Positive Rate* dan *True Negative Rate*.

- Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan persamaan (2-18).

$$\text{Akurasi} = \frac{19+18}{19+18+1} = 0,925$$

- Nilai *True Postive Rate (recall)* dihitung dengan persamaan (2-19).

$$\text{True Postive Rate} = \frac{19}{19+1} = 0,95$$

- Nilai *True Negative Rate (specificity)* dihitung dengan persamaan (2-20).

$$\text{True Negative Rate} = \frac{18}{2+18} = 0,9$$

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kartono and D. Alamsyah, “Verifikasi Tanda Tangan Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Ciri Harris Corner,” *STMIK GIMDP*, vol. 10, pp. 1–10, 2012.
- [2] R. Abbas, “A Prototype System For O-Line Signature Verification Using Multilayered Feedforward Neural Networks,” *REMIT of Computer Science*, 1995.
- [3] Khamdi M., “LOWONGAN CPNS : 40 Porsen Pelamar CPNS Pemkot Solo Palsukan Legalisir Ijazah,” 2013. [Online]. Available: www.solopos.com.
- [4] Y. D. Qur’ani and S. Rosmalinda, “Jarangan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization untuk Aplikasi Pengenalan Tanda Tangan,” in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 2010, pp. 1–5.
- [5] I. Amelia, A. N. Hermana, and A. Pramana, “Verifikasi Tanda Tangan Dengan Edge Detection dan Metode Learning Vector Quantization,” *MIND J.*, vol. 1, no. 1, pp. 49–56, 2016.
- [6] M. D. Turiyanto, D. Purwanto, and R. Dikairono, “Penerapan Teknik Pengenalan Wajah Berbasis Fitur Local Binary Pattern pada Robot Pengantar Makanan,” Institut Teknologi Sepuluh November (ITS), 2014.
- [7] A. Susanto, D. Sinaga, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, “A High Performace of Local Binary Pattern on Classify Javanese Character Classification,” *Sci. J. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 1–8, 2018.
- [8] A. S. Syair, M. I. Sarita, and I. P. Ningrum, “Identifikasi citra tanda tangan menggunakan LBP pada smartphone berbasis android,” *semanTIK*, vol. 5, no. 1, pp. 17–24, 2019.
- [9] D. A. Dermawan, S. Mardi, and M. Hariadi, “Simulasi Multi Atribut di Dasarkan pada Agen untuk Kehandalan Distribusi Energi Listrik Menggunakan Metode LVQ,” 2011, pp. 55–63.
- [10] D. M. Wuryandari and I. Afrianto, “Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropogation dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah,” *J. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2012.
- [11] Y. R. Sipayung and S. I. Novichasari, “Identifikasi Pola Tanda Tangan Berbasis

- Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Learning Vector Quantization,” *Multimatrix*, vol. I, no. 1, pp. 13–17, 2018.
- [12] J. Arifin and M. Zidny, “Verifikasi Tanda Tangan Asli Atau Palsu Berdasarkan Sifat Keacakan (Entropi),” *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 130–135, 2017.
- [13] L. Listyalina and I. Buyung, “Verifikasi citra tanda tangan berbasis perceptron,” *Teknoin*, vol. 24, no. 2, pp. 135–146, 2018.
- [14] D. Retnoningrum, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, “Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan dengan Metode Local Binary Pattern (LBP),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2611–2618, 2019.
- [15] A. Hidayat and Makshun, “Analisis Citra Daun Berdasarkan Fitur Local Binary Pattern dan Fitur Canny Edge Detection Menggunakan Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN),” STMIK Eresha, 2019.
- [16] F. N. Achsani, R. D. Atmaja, and R. Purnamasari, “Deteksi Adanya Cacat Pada Kayu Menggunakan Metode Local Binary Pattern,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 298–305, 2015.
- [17] C. S. Kanimozhiselvi and D. Jayaprakash, “Machine Learning based Autism Grading for Clinical Decision Making,” *Int. J. Recet Technol. Eng.*, vol. 8, no. 4, pp. 7443–7446, 2019.
- [18] M. F. Permana, B. Hidayat, and S. Darana, “Identifikasi Kualitas Kesegaran Susu Sapi Melalui Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Watershad dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ),” *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 4851–4858, 2018.
- [19] G. Ramadhan, E. C. Djamal, and T. Darmanto, “Klasifikasi Identitas Wajah Untuk Otorisasi Menggunakan Deteksi Tepi dan LVQ,” in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATi)*, 2016, pp. 37–40.
- [20] A. A. P. B. Dwi, B. Hidayat, and J. Arif, “Identifikasi Sub-Fosil Gigi Graham pada Manusia Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP) dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ),” in *e-proceeding of Engineering*, 2018, vol. 5, no. 2, pp. 2090–2098.
- [21] A. P. Putra, Y. I. Nurhasanah, and A. Zulkarnain, “Deteksi Penyakit Diabetes Retinopati Pada Retina Mata Berdasarkan Pengolahan Citra,” in *Jurnal Teknik*

- Informatika dan Sistem Informasi*, 2017, vol. 3, no. 2, pp. 376–390.
- [22] M. Shams, M. Rashad, and O. Nomir, “Iris Recognition Based on LBP and Combined LVQ Classifier,” *Intrnational J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 5, pp. 67–78, 2011.
- [23] D. Putra, *Sistem Biometrika*. Yogyakarta: Andi, 2009.
- [24] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmatik*. Bandung: Informatika, 2004.
- [25] A. Hayatunnufus, Andrizal, and D. Yendri, “Pendeteksi dan verifikasi tanda tangan menggunakan metode image domain spasial,” pp. 1–8, 2014.
- [26] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing Third Edition*, 3rd ed. London: Pearson Prentice HALL, 2008.
- [27] J. Y. Sari and R. A. Saputra, “Pengenalan Finger Vein Menggunakan Local Line Binary Pattern dan Learning Vector Quantization,” *Ultim. Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 52–57, 2017.
- [28] J. Mun, Y. Jang, Y. Nam, and J. Kim, “Edge-enhancing bi-histogram equalisation using guided image filter,” *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 58, no. 13, pp. 688–700, 2019.
- [29] D. M. Wuryandari and I. Afrianto, “Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropogation dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan wajah,” *J. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 45–51, 2012.
- [30] L. Fausett, *Fundamental of Neural Networks, Architecture, Algorithms, and Application*, 1st ed. Englewood: Pearson, 1994.
- [31] S. R. Wurdianarto, S. Novianto, and U. Rosyidah, “Perbandingan Euclidean Distance dengan Canberra Distance pada Face Recognition,” *Techno.COM*, vol. 13, no. 1, pp. 31–37, 2014.
- [32] M. Nishom, “Perbandingan Akurasi Euclidean Distance , Minkowski Distance , dan Manhattan Distance pada Algoritma K- Means Clustering berbasis Chi-Square,” *J. Inform. J. Pengembangan IT(JPIT)*, vol. 04, no. 01, pp. 20–24, 2019.
- [33] M. Sokolova and G. Lapalme, “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2019.