

SKRIPSI

**PENGENALAN MOTIF *LIPAQ SAQBE* KHAS MANDAR
MENGUNAKAN *LOCAL BINARY PATTERN* DAN
ALGORITMA *BACKPROPAGATION***

***INTRODUCTION OF MANDAR'S DISTINCTIVE LIPAQ SAQBE
MOTIF USING LOCAL BINARY PATTERN AND
BACKPROPAGATION ALGORITHM***



**NUR INDAH SARI
D02 17 317**

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS SULAWESI BARAT
MAJENE**

2023

ABSTRAK

Nur Indah Sari. Pengenalan Motif *Lipaq Saqbe* Khas Mandar Menggunakan *Local Binary Pattern* Dan Algoritma Backpropagation (Dibimbing oleh Ibu Nahya Nur, ST., M.Kom dan Arnita Irianti, S.Si., M.Si)

Motif *lipaq saqbe* Mandar (sarung sutra Mandar) memiliki banyak jenis motif dimana motif - motif tersebut memiliki corak yang hampir sama. Informasi mengenai nama jenis jenis sarung sutera Mandar belum menyebar luas, sehingga sebagian besar masyarakat belum mengenal nama motif *lipaq saqbe*, upaya pelestarian pun terus dilakukan agar masyarakat luas mampu mengenali dan membedakan jenis *lipaq saqbe* khas Mandar dengan baik. Oleh karena itu perlu adanya Implementasi *local binary pattern* dan algoritma *backpropagation* bertujuan untuk mengenali pola *lipaq saqbe* khas Mandar. Kedua metode ini sering digunakan untuk pengenalan pola, karena kedua metode ini mampu mengelompokkan pola – pola ke dalam kelas – kelas pola. Dalam metode ini dataset yang dipakai adalah 90 data citra yang terdiri dari 3 yaitu 30 citra *sureq beruq – beruq*, 30 citra *sureq sandeq*, 30 citra *sureq sulbar* akan dibuktikan dengan ekstraksi fitur *local binary pattern* dan algoritma *backpropagation* mampu mengenali pola *lipaq saqbe* khas Mandar. Hal pertama yang akan dilakukan adalah melakukan proses pengolahan citra yaitu proses *resize* dan *grayscale*. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur *local binary pattern* untuk mendapatkan nilai dari citra *lipaq saqbe* Mandar. Setelah itu nilai input akan diproses pada metode *backpropagation* untuk mendapatkan hasil akurasi. Dari hasil implementasi pengujian ekstraksi fitur *local binary pattern* dan algoritma *backpropagation* mendapatkan hasil akurasi 94%. Dari hasil akurasi tersebut dapat diklasifikasikan dengan baik.

Kata Kunci: *Lipaq Saqbe* khas Mandar, *Ekstraksi Fitur Local Binary Patterns*, *Algoritma Backpropagation*.

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Mandar merupakan salah satu suku bangsa yang ada di Provinsi Sulawesi Barat. Keberanekaragaman budaya dan adat istiadat yang dimiliki oleh suku Mandar cukup banyak dan setiap tempat mempunyai ciri khas serta sejarah masing-masing. Sarung sutra Mandar merupakan sebuah warisan budaya masyarakat Suku Mandar Keterampilan menenun ini diturunkan secara turun temurun dari generasi kegenerasi tanpa melalui pendidikan formal. Menenun merupakan profesi utama bagi kaum wanita khususnya ibu rumah tangga. (Muslim, 2018).

Suku Mandar merupakan salah satu penghasil kain tenun tradisional yang menggunakan ATBM (Alat Tenun Bukan Mesin). Alat tenun bukan mesin yang digunakan dalam proses pembuatan sarung sutra Mandar adalah alat tenun gedogan, yang merupakan alat tenun tradisional yang digerakkan oleh tangan, dan difungsikan dengan posisi penenun duduk di lantai. Proses menenun tersebut membutuhkan ketelitian dan kesabaran yang cukup lama. Kegiatan menenun itu juga menjadi salah satu mata pencaharian masyarakat yang khususnya pada kaum perempuan di daerah Mandar. Meskipun telah memasuki era modern saat ini yang dimana teknologi semakin canggih, masyarakat Mandar tetap mempertahankan alat tenun tradisional tersebut. Keunggulan kain tenun sutra Mandar yakni memiliki kekhasan motif tenun mandar dengan karakter geometrisnya dan penggunaan material benang sutra emas dan perak khusus, serta pembuatannya yang masih tradisional dengan menggunakan Parewa

Tandayang, yang memakan waktu 5 hingga 15 hari setiap lembarnya hasil tenun kain sutera. *Lipaq Saqbe* Mandar memiliki dua jenis motif yakni motif sureq yang merupakan garis geometri sederhana yang memiliki makna khusus. Garis vertical menggambarkan hubungan antara rakyat dan pemimpin, sedangkan garis horizontal menggambarkan hubungan antar sesama manusia. Kedua adalah motif bunga yang merupakan pengembangan dari motif *sureq* dengan penambahan beberapa dekorasi seperti flora dan fauna. *Lipaq saqbe* dibuat melalui beberapa proses mulai dari pemilihan bahan baku benang sutera, pemintalan benang, proses pewarnaan, hingga proses penenunan (Baharuddin, S., & Madid, 2023).

lipaq saqbe Mandar (sarung sutra Mandar) adalah salah satu benda kebudayaan masyarakat Mandar yang terbuat dari sepotong kain lebar yang dijahit pada kedua ujungnya dan berasal dari benang yang dihasilkan dari ulat sutra. Oleh karena itu setiap peristiwa kehidupan atau upacara-upacara misalnya pelantikan pejabat, perkawinan atau kematian, *lipaq saqbe* Mandar (sarung sutra Mandar) selalu dipakai. Hal ini menunjukkan bahwa *lipaq saqbe* Mandar (sarung sutra Mandar) memiliki makna tertentu kehidupan masyarakatnya yang fungsinya tidak hanya semata-mata dipakai sebagai lambang keunggulan, gengsi atau perhiasan badan, tetapi lebih dari itu merupakan benda budaya yang dianggap mengandung nilai ritual bagi masyarakat. Hal ini tercermin pada fungsi-fungsi dan makna *lipaq saqbe* Mandar (sarung sutra Mandar) yang berkaitan dengan aspek sosial, ekonomi religi dan budaya (Rijal et al., 2019, p. 140)

Lipaq saqbe merupakan warisan budaya leluhur yaitu secara turun temurun menjadi perangkat upacara upacara adat diantaranya pada pesta pernikahan,

kegiatan adat dan acara kematian, hal ini menjadikan *lipaq saqbe* mandar menjadi komoditi yang wajib dimiliki oleh setiap orang Mandar pada khususnya, Budaya menenun di Provinsi Sulawesi Barat merupakan bentuk diversifikasi mata pencaharian yang berfungsi sebagai katup pengaman dalam ekonomi keluarga, terutama pada rumah tangga pedesaan yang menjadikan pertanian dan perikanan sebagai sumber pendapatan utama (Hafid et al., 2022).

Tradisi *manette lipaq saqbe* Mandar (menenun sarung sutra Mandar) merupakan kegiatan untuk menghasilkan satu benda kebudayaan dengan berbagai corak warna dan motif yang khas yang digunakan pada peristiwa kehidupan atau upacara-upacara misalnya pelantikan pejabat, perkawinan atau kematian. Dalam penggunaan *lipaq saqbe* Mandar tidak hanya semata-mata dipakai sebagai lambang keunggulan, gengsi atau perhiasan badan, tetapi lebih dari itu merupakan benda budaya yang dianggap mengandung nilai ritual. Tradisi *manette* telah ada secara turun temurun diwariskan oleh nenek moyang yang merupakan benda kebudayaan khas Suku Mandar yang harus tetap dilestarikan sebagai wujud cinta budaya lokal, namun mengalami degradasi dari tahun ketahun mungkin karena tradisi ini dianggap biasa saja dan tidak adanya perhatian lagi bagi perempuan-perempuan mandar untuk melanjutkan tradisi ini (Nurwapika, 2020).

Informasi mengenai nama jenis jenis sarung sutera Mandar belum menyebar luas, sehingga sebagian besar masyarakat belum mengenal jenis jenis *lipaq saqbe*, upaya pelestarian pun terus dilakukan agar masyarakat luas mampu mengenali dan membedakan jenis *lipaq saqbe* khas Mandar dengan baik.

Berdasarkan (Tekstur et al., 2018) metode *LBP* dalam penelitian dengan judul Deteksi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Tekstur dan Jaringan Syaraf Tiruan memperoleh hasil akurasi yaitu 74% dengan menggunakan beberapa metode dalam melakukan ekstraksi fitur pada batik yaitu GLCM, DWT dan LBP. Pada beberapa metode yang digunakan terbukti mampu memperoleh nilai akurasi yang lebih baik.

Penelitian lainnya (Chandra B et al., 2020) dengan metode *LBP* dengan metode *GLCM* dengan judul Identifikasi Jenis Tepung Terigu Pada Roti Goreng Berdasarkan Fitur *LBP* dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Dalam penelitian ini menggunakan banyak data latih sebanyak 100 citra dan data uji sebanyak 80 citra, maka memberikan nilai rata-rata untuk akurasi sebesar 68,75%, untuk presisi sebesar 53,33% dan untuk recall sebesar 58,57%.

Sedangkan Penelitian lainnya (Sitompul, 2020) metode *LBP* dalam penelitian dengan judul Implementasi Pengenalan Jenis Pola Tapak Ban (*Tread*) Menggunakan Metode *Local Binary Pattern* memperoleh tingkat akurasi tertinggi 91,82%. Penerapan metode *Local Binary Patterns* dapat digunakan pada pengenalan jenis pola tapak ban sebagai salah satu tujuan untuk mempercepat proses pengenalan pola.

Berdasarkan latar belakang diatas, maka akan dibuat penelitian dengan judul Pengenalan Motif *Lipaq Saqbe* Khas Mandar Menggunakan LBP dan Algoritma *Backpropagation*. Adapun metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan metode *LBP (Local Binary Pattern)* dan *Backpropagation*. Metode *LBP (Local Binary Pattern)* merupakan metode ekstraksi ciri yang dapat

mengetahui tingkat akurasi, sedangkan Algoritma *Backpropagation* memberikan hasil yang cukup baik ketika digunakan untuk mengenali pola.

B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana hasil implementasi *Local Binary Pattern* pada tahap ekstraksi fitur dalam mengenali *lipaq saqbe* khas Mandar.
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Backpropagation* untuk mendeteksi motif *lipaq saqbe* khas Mandar.

C. Batasan Masalah

1. Sistem ini tidak bersifat *real time*
2. Penelitian ini hanya menguji tiga motif *lipaq saqbe* yang terdiri dari 90 citra *lipaq saqbe*.

D. Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil implementasi ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* pada tahap pengenalan motif dan mengetahui tingkat akurasi pengenalan motif *lipaq saqbe* menggunakan Algoritma *Backpropagation*.

E. Manfaat Penelitian

Memberikan sumber informasi bagi peneliti selanjutnya untuk mengetahui tingkat keakurasian dalam mengenali citra *lipaq saqbe* dengan menggunakan metode klasifikasi *Backpropagation*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Kajian Teori

1. *Lipaq Saqbe*

Lipaq saqbe Mandar (sarung sutra Mandar) merupakan salah satu benda kebudayaan masyarakat Mandar yang terbuat dari sepotong kain lebar kemudian dijahit pada kedua ujungnya, kain ini berasal dari benang yang dihasilkan dari ulat sutra dan dibuat menjadi sarung sutra Mandar. Oleh karena itu setiap peristiwa kehidupan atau upacara-upacara misalnya pelantikan pejabat, perkawinan atau kematian, *lipaq saqbe* Mandar selalu dipakai (Muslim, 2018).

Hal ini menunjukkan bahwa *lipaq saqbe* Mandar memiliki makna tertentu di kehidupan masyarakatnya yang fungsinya tidak hanya semata-mata dipakai sebagai lambang keunggulan, gengsi atau perhiasan badan, lebih dari itu *lipaq saqbe* atau benda budaya yang dianggap mengandung nilai ritual bagi masyarakat. Hal ini tercermin pada fungsi-fungsi dan makna Mandar yang berkaitan dengan aspek sosial, ekonomi religi dan budaya.



Gambar 2.1 Kain Sarung (*Lipaq Saqbe* Motif Bunga)

Pengertian tenunan yaitu hasil anyaman antara dua benang. Tenunan dibuat dengan menyilangkan benang-benang membujur menurut panjang kain (benang lungsi) dan dengan isian benang melintang (benang pakan). Benang pakan dan benang lungsi lalu dipersilangkan tegak lurus yang membentuk sudut 90 derajat (Muslim, 2018).



Gambar 2.2 Kain Sarung (*Lipaq Saqbe Motif Sureq*)

2. Citra Digital

Citra atau nama lain dari gambar atau foto, istilah citra biasanya digunakan dalam bidang pengolahan citra. Citra digital merupakan sebuah *array* yang berisi nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu. Citra didefinisikan sebagai fungsi dua variabel $f(x,y)$, x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ merupakan intensitas citra pada koordinat tersebut. Sedangkan citra digital adalah citra yang telah mengalami proses digitalisasi yang digunakan sebagai masukan pada proses pengolahan citra menggunakan komputer (Hardiansyah & Primandari, 2018).

Citra digital dapat disajikan dalam bentuk matriks berdimensi $M \times N$ dengan M menyatakan baris dan N menyatakan kolom. Masing-masing nilai pada matriks mewakili nilai derajat keabuan dari citra. Persamaan merupakan representasi citra dalam bentuk matriks seperti dinyatakan dalam persamaan (2.1) (Susanto, 2019) :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.1)$$

$f(x,y)$ menunjukkan nilai keabuan. Nilai pada baris dan kolom (pada posisi x dan y) sering disebut dengan istilah piksel. Suatu piksel dalam citra memiliki nilai dalam rentang tertentu, tergantung dari jenis warnanya.

Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M (baris) dan N (kolom), dengan x dan y adalah koordinat spasial, dan amplitude f di titik koordinat (x, y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x , y dan nilai amplitude f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital (Susanto, 2019).

3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra (*image processing*) merupakan proses mengolah piksel-piksel di dalam citra digital untuk tujuan tertentu. Pada awalnya pengolahan citra ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, namun dengan berkembangnya dunia komputasi yang ditandai dengan semakin meningkatnya kapasitas dan kecepatan proses komputer serta munculnya ilmu-ilmu komputasi yang memungkinkan manusia dapat mengambil informasi dari suatu citra (Asmara et al., 2021).

Berikut ini tahap tahap pengolahan citra citra digital :

A. Akuisisi Citra Digital

Akuisisi citra merupakan langkah awal dalam pemrosesan citra. Akuisisi citra merupakan proses dimana sebuah citra analog dikonversi kedalam citra digital menggunakan alat pengakuisisi citra (kamera). Setelah citra digital sebuah objek diperoleh, selanjutnya adalah melakukan peningkatan kualitas citra jika diperlukan. Misalnya, jika citra memiliki banyak noise maka diperlukan proses penghilangan noise (Kaswar et al., 2020).

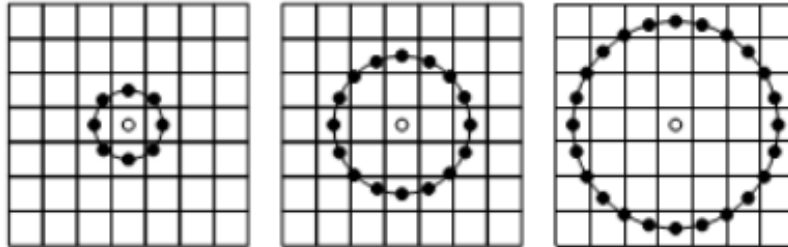
B. *Preprocessing*

Preprocessing adalah proses awal yang dilakukan untuk meningkatkan citra sebelum diproses lebih lanjut. Tujuannya adalah meningkatkan kualitas citra. Citra *grayscale* merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, dengan kata lain bagian *Red*, *Green*, dan *Blue* memiliki nilai yang sama. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan, dan putih. Tingkat keabuan di sini merupakan warna abu dengan berbagai tingkatan dari hitam hingga mendekati putih (Susanto, 2019).

4. Metode *LBP (Local Binary Patterns)*

Local Binary Pattern (LBP) merupakan salah satu metode ekstraksi ciri yang sederhana namun sangat efisien bagi identifikasi tekstur, dimana setiap piksel dalam sebuah citra diibandingkan dengan piksel-piksel di sekelilingnya dan menjadikan hasil perhitungannya sebagai nilai biner. (Fanggidae et al., 2019).

Pada gambar 2.3 memberikan contoh beberapa sirkular blok piksel dengan jarak dan jumlah piksel tetangga yang berbeda.



Gambar 2.3 Sirkular blok piksel *LBP* (8,1), (16,2), dan (24,3)
(Sumber : Fanggidae et al., 2019)

Nilai *LBP* sendiri didapatkan dari proses *thresholding* kemudian nilai tersebut dikalikan dengan bobot biner. Sebagai contoh untuk sampling points P=8 dan radius R=1, perhitungan nilai *LBP* di ilustrasikan pada gambar 2.4 (Wijaya & Ridwan, 2019) :

			<i>Threshold</i>			<i>Bobot</i>					
5	9	1	1	1	0	8	4	2	8	4	0
4	4	6	1		1	16		1	16		1
7	2	3	1	0	0	32	64	128	32	0	0

Gambar 2.4 Contoh Perhitungan *LBP*
(sumber: (Wijaya & Ridwan, 2019))

Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung ciri dari metode *LBP* adalah sebagai berikut:

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{\rho=0}^{P-1} s(g_\rho - g_c) 2^\rho \dots\dots\dots(2.2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \dots\dots\dots(2.3)$$

Dengan :

- x_c, y_c : titik pixel pusat
 ρ : *circular sampling points*
 P : jumlah *sampling points*
 gp : nilai *grayscale* dari ρ
 gc : pixel pusat
 s : fungsi *threshold*

5. Algoritma *Backpropagation*

Algoritma pembelajaran yang banyak digunakan adalah *Backpropagation*, dimana algoritma ini memberikan hasil pembelajaran yang cukup baik. Metode pembelajaran merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk kasus pengenalan pola-pola seperti pola huruf, pola bentuk, pola wajah, dan lain sebagainya. Dari hasil penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya, Algoritma *Backpropagation* memberikan hasil yang cukup baik ketika digunakan untuk mengenali pola-pola tersebut. Algoritma *backpropagation* ini memiliki 3 fase diantaranya adalah fase pertama yakni fase maju (*propagasi maju*) ini dilakukan untuk setiap unit lapisan input jaringan akan dihitung dengan setiap unit lapisan hidden jaringan dengan menggunakan nilai bobot dan bias serta menghitung nilai aktivasi yang akan dikirim pada keluaran jaringan atau lapisan output jaringan. Pada fase kedua yakni pelatihan balik (*propagasi balik*), menerima semua target untuk dibandingkan dengan unit lapisan output yang dihasilkan. Setelah melakukan perbandingan, fase dilanjutkan untuk menghitung total kesalahan dari keluaran jaringan. Fase ketiga adalah fase terakhir yakni fase perubahan bobot, dimana dalam fase ini, merupakan fase menghitung nilai perubahan bobot dan bias yang

terjadi berdasarkan hasil perhitungan kesalahan jaringan yang dihasilkan. Ketiga fase ini akan terus menerus berulang sampai mendapatkan nilai kesalahan mendekati nilai kesalahan yang telah dibatasi (Sovia et al., 2020).

Berikut adalah langkah-langkah dalam algoritma *backpropagation* sebagai berikut (Sovia et al., 2020):

Langkah 0 : inialisasi bobot dengan bilangan acak kecil.

Langkah 1 : jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan lakukan langkah 3-8

Langkah 3 : tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.

Langkah 4 : hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1, 2, \dots, p$).

Langkah 5 : Pada setiap unit di lapisan tersembunyi z_j (dari unit ke-1 sampai unit ke- n ke- p ; $i=1, \dots, n; j=1 \dots p$) sinyal *output* lapisan tersembunyinya dihitung dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal *input* berbobot x_i pada persamaan (2.4) (Sovia et al., 2020):

$$Z_j = f (V_o_j + \sum X_I V_{ij})_{i=1}^n \dots \dots \dots (2.4)$$

Langkah 6 : Setiap unit di lapisan output Y_k (dari unit ke-1 sampai unit ke- m ; $i=1, \dots, n$; $k=1, \dots, m$) dihitung sinyal output-nya dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal input berbobot Z_j bagi lapisan ini pada persamaan (2.5) (Sovia et al., 2020):

$$Z_j = f (V_o_j + \sum X_I V_{ij})_{i=1}^n \dots \dots \dots (2.5)$$

Langkah 7 : Setiap unit *output* Y_k (dari unit ke-1 sampai unit ke- m ; $j=1, \dots, p$; $k=1, \dots, m$) menerima pola target t_k lalu informasi kesalahan lapisan *output* (δ)

dihitung δ_k dikirim ke lapisan dibawahnya dan digunakan untuk menghitung besar koreksi bobot dan bias ΔW_{jk} dan ΔW_{ok}) antara lapisan tersembunyi dengan lapisan output pada persamaan (2.6)(Sovia et al., 2020):

$$\begin{aligned} \delta_k &= f(t_k - y_k) f \\ \Delta W_{jk} &= a \delta_k Z_j \dots\dots\dots(2.6) \\ \Delta W_{ok} &= a \delta_k \end{aligned}$$

Langkah 8 : Pada setiap unit di lapisan tersembunyi (dari unit ke-1 sampai unit ke- p ; $i=1, \dots, n$; $j=1 \dots p$; $k=1 \dots m$) dilakukan perhitungan informasi kesalahan lapisan tersembunyi (δ_j). δ_j kemudian digunakan untuk menghitung besar koreksi bobot dan bias (ΔV_{ij} dan ΔV_{oj}) antara lapisan input dan lapisan tersembunyi pada persamaan (2.7)(Sovia et al., 2020):

$$\begin{aligned} \delta_j &= \left(\sum \delta_k W_{jk} \right)_{k=1}^m f' \left(V_{oj} + \sum X_i V_{ij} \right)_{i=1}^n \\ \Delta V_{ij} &= a \delta_j X_i \dots\dots\dots(2.7) \\ \Delta V_{oj} &= a \delta_j \end{aligned}$$

Tahap Perubahan bobot dan bias

Tahap 9 : Pada setiap unit *output* Y_k (dari unit ke-1 sampai unit ke- m) dilakukan perubahan bias dan bobot ($j=0, \dots, p$; $k=1, \dots, m$) sehingga bias dan bobot yang baru menjadi pada persamaan (2.8) (Sovia et al., 2020) :

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \dots\dots\dots(2.8)$$

dari unit ke-1 sampai unit ke- p di lapisan tersembunyi juga dilakukan perubahan pada bias dan bobotnya ($i=0, \dots, n$; $j=1, \dots, p$) pada persamaan (2.9)(Sovia et al., 2020) :

$$V_{jk}(\text{baru}) = V_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \dots\dots\dots(2.9)$$

Langkah 10 : memeriksa stop condition ketika error sudah mengecil dari nilai minimum error atau iterasi mencapai maksimum maka proses pelatihan akan dihentikan. Perhitungan nilai error menggunakan MSE (Mean Square Error) dengan persamaan (2.10) (Irianti et al., 2022) :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - T_{,i})^2}{n} \dots\dots\dots (2.10)$$

T_i = Nilai *actual* pada data ke- i

$T_{,i}$ = Nilai hasil perhitungan pada data ke- i

N = Banyaknya data

6. Python

Python adalah salah satu bahasa pemrograman yang baru di masa sekarang, pada bahasa pemrograman ini kita lebih simpel dalam dan singkat dalam membuat sebuah program, setiap program yang kita buat pasti dan pasti akan membutuhkan inputan dan hasil outputan. Dalam metode penginputannya pun bahasa ini sedikit berbeda, memang terlihat mudah tapi bukan berarti untuk dihiraukan karena pada kenyataan masih banyak yang kesulitan dalam membuat program pada *python* ini, dengan dibuatnya pembahasan ini semoga dapat membantu bagi pemula yang sedang belajar bahasa pemrograman. Python (bahasa pemrograman) merupakan bahasa pemrograman tinggi yang bisa melakukan eksekusi sejumlah instruksi multi guna secara langsung (interpretatif) dengan metode *Object Oriented Programming* dan juga menggunakan semantik dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan syntax. Sebagai bahasa pemrograman tinggi, *python* dapat dipelajari dengan mudah karena telah dilengkapi dengan manajemen memori otomatis (Rahmadhika & Thantawi, 2021)

C. Penelitian Terkait

Penelitian ini dikembangkan dari beberapa referensi penelitian terdahulu yang mempunyai keterkaitan dengan metode dan objek penelitian. Penggunaan referensi ini ditujukan untuk memberikan batasan-batasan terhadap metode yang nantinya akan dikembangkan lebih lanjut. Berikut adalah beberapa penelitian terkait dengan penelitian yang diusulkan:

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

No	Nama Peneliti dan Tahun Peneliti	Judul	Metode	Hasil	Perbedaan dan Ketertaitan
1	Irianti et al., (2022)	Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Harga Pangan di Pasar Sentral Majene	Jaringan Saraf Tiruan (<i>JST</i>) <i>Backpropagation</i>	Hasil klasifikasi Backpropagation akurasi tertinggi adalah 98.47 %.	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaannya terletak pada algoritma yang digunakan dan ekstraksi fitur yang digunakan.
2	Herdiansah, Arief Borman, Rohmat Indra Nurnaningsih, Desi Sinlae, Alfry Aristo J Al Hakim, Rosyid Ridlo (2022)	Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk	<i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil lasifikasi neural network dengan metode backpropagation citra daun menunjukkan akurasi sebesar 88,75%, ini menunjukkan model yang dikembangkan dapat	Perbedaan ada pada studi kasus yang digunakan sedangkan persamaan terletak pada algoritma yang digunakan.

				mengklasifikasikan daun herbal dengan baik.	
3	Hendriyani, Yeka (2020).	Perbandingan Algoritma <i>Backpropagation</i> dan <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> dalam Pengenalan Pola Bangun Datar Geometri	<i>Backpropagation</i> dan <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>	Berdasarkan hasil pengujian kedua metode tersebut didapatkan bahwa algoritma <i>backpropagation</i> lebih baik dari <i>learning vector quantization</i> dalam pengenalan pola bangun datar geometri.	Perbedaan ada pada studi kasus yang berbeda sedangkan persamaannya terletak pada salah satu metode yang digunakan yaitu <i>Backpropagation</i>
4	Nafi'iyah, Nur Ahmad Salaffudin1, Ahmad Nawafilah, Nur Qomariyah (2019)	Algoritma <i>Backpropagation</i> untuk Memprediksi Korban Bencana Alam	<i>Backpropagation</i>	Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem masih belum dapat memprediksi jumlah korban bencana alam dengan akurat. Akurasi dari perhitungan algoritma <i>backpropagation</i> dipengaruhi oleh banyaknya data latih, semakin banyak data yang dilatih maka semakin baik juga tingkat akurasi.	Perbedaan ada pada studi kasus yang berbeda sedangkan persamaan terletak pada metode <i>backpropagation</i> yang sama.
5	Satria, Welnof. (2021)	Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> Untuk Peramalan Penjualan Produk (Studi Kasus Di	<i>Backpropagation</i>	Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa <i>Backpropagation</i> memiliki tingkat akurasi yang baik	Perbedaan ada pada studi kasus yang berbeda sedangkan persamaannya terletak

		Metro Electronic Dan Furniture)		dalam prediksi peramalan penjualan produk	pada algoritma yang digunakan.
6	Amanullah R. F., Pujianto, A., Pratama, B. T., & Kusriani, K. (2018)	Deteksi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Tekstur dan Jaringan Syaraf Tiruan	Metode <i>Local Binary Pattern (LBP)</i> , <i>Distrete Wavelet Transform(DWT)</i> , dan <i>Gray level Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i> .	Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan ekstraksi fitur tekstur <i>DWT-GLCM-LBP</i> mampu mencapai akurasi 74% dengan jenis dekomposisi <i>Daubechies 4 level 3</i> .	Perbedaan ada pada algoritma yang digunakan sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur yang digunakan.
7	Fanggidae, A., Sihotang, D. M., & Pati, A. P. R. (2019)	Pengenalan Pola Sidik Jari dengan Metode <i>Local Binary Pattern</i> dan <i>Learning Vector Quantization</i>	Algoritma <i>Otsu Thresholding</i> , ekstraksi ciri dengan algoritma <i>Local Binary Pattern (LBP)</i> , dan pembelajaran dengan algoritma <i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i> .	Hasil pengujian sistem yang sudah dibangun menunjukkan bahwa sistem dengan jumlah ciri <i>LBP = 128</i> menghasilkan akurasi yang tinggi dan juga waktu pembelajaran yang cepat.	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur yang di gunakan.
8	Yanto, M., Mulyani, S. R., & Mayola, L (2019)	Peramalan jumlah produksi air dengan algoritma <i>Backpropagation</i>	<i>Backpropagation</i>	Hasil dari peramalan jumlah produksi air dengan algoritma <i>backpropagation</i> , mendapatkan nilai akurasi pada peramalan ini sebesar 99,78 %.	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada algoritma yang digunakan.

9	Putri, M. K. E. (2019)	Identifikasi Citra Batu Mulia dengan Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation	Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	Hasil klasifikasi algoritma <i>backpropagation</i> adalah 85%.	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada algoritma yang digunakan.
10	Setiawan, D., Putri, R. N., & Suryanita, R. (2019)	Perbandingan Algoritma Genetika dan <i>Backpropagation</i> pada Aplikasi Prediksi Penyakit <i>Autoimun</i>	<i>Backpropagation</i> dan <i>Genetika</i>	Nilai Sensitivity algoritma <i>backpropagation</i> 97% dan algoritma genetika 81%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa nilai <i>sensitivity</i> algoritma <i>backpropagation</i> lebih tinggi dari algoritma genetika, dapat disimpulkan bahwa algoritma <i>backpropagation</i> dapat memprediksi penyakit autoimun dengan proporsi kasus positif yang teridentifikasi benar lebih banyak dari algoritma genetika.	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada algoritma yang digunakan.
11	Kevin, K., Hendryli, J., & Herwindiati, D. E. (2019).	Klasifikasi kain tenun berdasarkan tekstur & warna dengan metode k-nn	<i>K-NN</i>	Hasil klasifikasi KNN dengan menggunakan Local Binary Pattern dengan nilai f1-score dan akurasi sebesar 58% dan 57% berturut-turut. Nilai	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur.

				f1-score dan evaluasi dengan metode Local Binary Pattern merupakan yang terbaik karena metode Local Binary Pattern mendeteksi pola yang ada pada kain tenun sehingga dapat mengidentifikasi motif yang ada pada kain tenun lebih baik dibandingkan dengan metode yang lain, walaupun metode Gray Level Co-Occurrence Matrix juga merupakan metode yang didasarkan pada piksel	
12	Chandra, L., Gasim, G., & Rusbandi, R (2020)	Identifikasi Jenis Tepung Terigu Pada Roti Goreng Berdasarkan Fitur <i>LBP</i> dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan	Metode Jaringan Saraf Tiruan dan <i>Local Binary Pattern</i> (LBP)	Hasil pengujian yang dilakukan menggunakan data latih sebanyak 100 citra/jenis dan data uji sebanyak 80 citra/jenis serta dengan menggunakan ekstraksi ciri <i>Local Binary Pattern</i> maka didapatkan hasil berupa tingkat akurasi sebesar 68,57%, presisi	Perbedaan ada pada studi kasus yang diteliti sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur yang digunakan.

				sebesar 53,33% dan <i>recall</i> sebesar 54,47%.	
13	Sitompul, A. (2020)	Implementasi Pengenalan Jenis Pola Tapak Ban (<i>Tread</i>) Menggunakan Metode <i>Local Binary Patterns</i>	<i>Local Binary Pattern</i>	Metode <i>Local Binary Patterns</i> yang dapat menghasilkan output berupa kondisi kelayakan sebuah ban dari mobil yang tentunya memiliki tingkat akurasi yang tinggi hal ini dapat dibuktikan dengan akurasi data uji tertinggi yang didapat oleh sistem ini yaitu 91,82%	Perbedaan ada pada studi kasus yang diteliti sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur yang digunakan.
14	Al Rivian, M. E., & Devella, S. (2020)	Pengenalan IRIS Menggunakan Fitur <i>Local Binary Pattern</i> dan RBF <i>Classifier</i>	metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur yaitu <i>Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i> , <i>Local Binary Pattern (LBP)</i> dan <i>Gabor Wavelet</i> sedangkan metode pengenalan yang digunakan yaitu <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Berdasarkan hasil pengujian dilakukan menggunakan 3 skenario. Pada skenario pertama menggunakan 6 citra iris kiri sebagai citra latih dan akurasi tertinggi mencapai 53,33%. Pada skenario kedua menggunakan 6 citra iris kanan sebagai citra latih dan akurasi tertinggi mencapai 66,67%. Pada skenario terakhir	Perbedaan ada pada studi kasus sedangkan persamaan terletak pada ekstraksi fitur yang digunakan.

				menggunakan 6 citra iris kiri dan 6 citra iris kanan sebagai citra latih menghasilkan akurasi tertinggi 83,33%.	
15	Rizki Ripai, I. (2021).	Pengenalan Motif Batik Pandeglang Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan Metode <i>K-NN</i> Berbasis Android	<i>K-NN</i>	Berdasarkan hasil pengujian dan analisa dari penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan tingkat keberhasilan identifikasi motif batik pandeglang dari 14 motif batik dengan membandingkan hasil nilai akurasi dari dua ekstraksi ciri yaitu ekstraksi ciri HOG dan GLCM. Maka hasil pengujian yang didapat pada ekstraksi ciri HOG mencapai nilai rata-rata akurasi sebesar 72% dengan parameter $k=1$. Sedangkan pada ekstraksi ciri GLCM mencapai nilai rata-rata akurasi sebesar 85% dengan parameter $k=9$.	Perbedaan ada pada ekstraksi fitur dan metode yang digunakan sedangkan persamaan terletak pada studi kasus yang diteliti.

				Sehingga dapat disimpulkan hasil akurasi ekstraksi GLCM lebih besar dari hasil ekstraksi HOG.	
--	--	--	--	---	--

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang dilakukan merupakan penelitian eksperimental, yaitu penelitian yang pengumpulan datanya melalui pencatatan secara langsung dari hasil percobaan yang dilakukan (Selao & Sutriani, 2021).

penelitian ini bersifat uji coba atau eksperimen, dimana penelitian ini menghasilkan suatu sistem pengenalan pola dengan hasil akhir berupa perhitungan persentase pengujian pada sistem yang telah dibuat. Data yang diperlukan penulis adalah gambar pola *lipaq saqbe* yang berjumlah 3 motif lipaq saqbe, data tersebut akan digunakan sebagai pengujian dalam sistem yang dibuat.

B. Jadwal Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan dengan mengumpulkan beberapa data *lipaq saqbe* khas Mandar yang ada di wilayah Tinambung (Annisa Saqbe), Tamangalle (Penenun *lipaq saqbe*), Campalagian (Mandar Sutura), Kabupaten Polewali Mandar, Sulawesi Barat selama 5 bulan mulai bulan Juli 2023 hingga November 2023.

C. Teknik Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini dibutuhkan data-data yang akan menjadi patokan penulis dari beberapa sumber. Metode yang penulis gunakan dalam proses pengumpulan data adalah :

1. Studi Pustaka

Studi pustaka digunakan untuk mengetahui dan memahami *lipaq saqbe* khas Mandar dengan menggunakan metode *local binary pattern* dan algoritma *backpropagation* dalam pengenalan pola dengan pemahaman literatur melalui berbagai referensi dari buku, internet yang berupa artikel, jurnal, dan sumber lain yang berkaitan dengan tugas akhir ini.

2. Observasi

Observasi merupakan metode pengumpulan data dengan mengumpulkan data untuk mengamati pola motif *Lipaq Saqbe* yang diambil langsung kepenenun *Lipaq Saqbe* Mandar, dan mengamati secara sistematis terhadap masalah-masalah yang ada.

3. Wawancara

Dalam Tahapan ini peneliti melakukan wawancara dengan penenun *lipaq saqbe* Mandar di beberapa tempat penenun yang ada di Tammangalle, di Mandar Sutra dan Annisa Galeri. Dengan mengajukan pertanyaan terkait proses pembuatan *lipaq saqbe* Mandar. Data yang diperoleh dari hasil wawancara diketahui motif *lipaq saqbe* memiliki banyak jenis motif. Data yang didapatkan akan dijadikan data sampel dalam pengujian.

D. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian adalah kuantitatif dengan menggunakan metode *Backpropagation*. Analisis kuantitatif digunakan untuk menghitung bobot pada pola *lipaq saqbe* yang digunakan dalam pengenalan pola *lipaq saqbe* kemudian memberikan hasil akurasi yang sesuai dengan *lipaq saqbe*.

Analisis data dimulai dari pengumpulan data yang sesuai dengan tahapan yang dijabarkan sebelumnya kemudian data tersebut diidentifikasi untuk mengetahui permasalahan dalam pengenalan pola. Data yang telah didapatkan tersebut kemudian di analisis untuk mengambil kesimpulan adapun proses analisis yang digunakan dalam penelitian adalah metode Backpropagation.

1. Populasi

Menurut (Amin et al., 2023) populasi dapat diartikan sebagai keseluruhan elemen dalam penelitian meliputi objek dan subjek dengan ciri-ciri dan karakteristik tertentu.

Populasi dalam penelitian ini belum diketahui jumlah pasti motif *lipaq saqbe* yang ada di Sulawesi Barat. Namun dari penelitian yang dilakukan di Annisa Galeri, Mandar Sutra dan penenun yang ada di Tammangalle didapatkan data sebanyak 19 motif *lipaq saqbe* yang terdiri dari :

- a. *Saqbe Pangulu*
- b. *Saqbe Maraqdia*
- c. *Saqbe Salaka*
- d. *Saqbe Padrara motif Kali Jodoh*
- e. *Saqbe Kapala Daerah*
- f. *Saqbe Komandang Kodim*
- g. *Saqbe Saripa*
- h. *Saqbe Sulbar*
- i. *Saqbe 710*
- j. *Saqbe Aroppo*

- k. *Saqbe Bunga Sulbar*
- l. *Saqbe Giling Kanai*
- m. *Saqbe Patalamma*
- n. *Saqbe Taqbu – Taqbu*
- o. *Saqbe Puang Lembang*
- p. *Saqbe Cubit - Cubitan*
- q. *Saqbe Koiq*

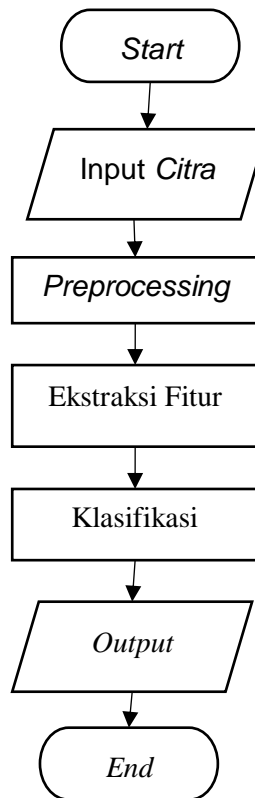
2. Sampel

Menurut (Amin et al., 2023) Penentuan sampel secara sederhana diartikan sebagai bagian dari populasi yang menjadi sumber data yang sebenarnya dalam suatu penelitian. Dengan kata lain, sampel adalah sebagian dari populasi untuk mewakili seluruh populasi

Dari 19 motif yang di dapatkan penulis mengambil 3 motif yang di jadikan sampel dalam penelitian ini yang terdiri dari motif *saqbe beruq – beruq*, *saqbe Sandeq*, *saqbe Sulbar*.

B. Perancangan Sistem

Berikut ini merupakan proses perancangan sistem penelitian :



Gambar 3.1 Alur Perancangan Sistem

Pada gambar 3.1 diatas menjelaskan tentang gambaran proses sistem secara umum yaitu :

1. *Start/Mulai*

Pada tahap awal *start/mulai* merupakan langkah awal untuk menjalankan proses ke *input*.

2. *Input Citra*

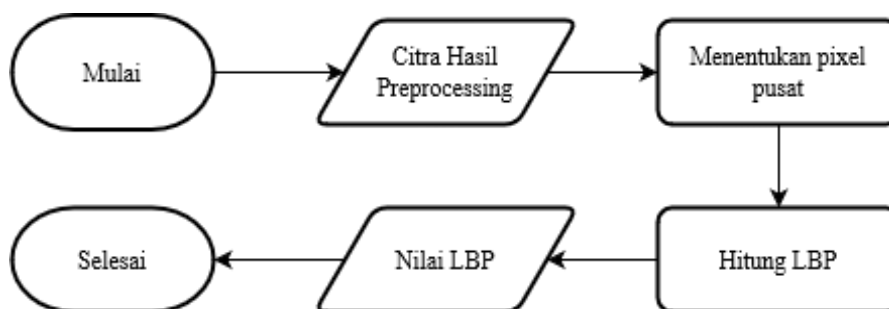
Pada tahap ini memasukkan citra motif *lipaq saqbe*.

3. *Preprocessing*

Pada tahap *Preprocessing* pengolahan data dimulai dengan data citra RGB. Citra awal akan dilakukan proses *resizing* atau pengukuran ulang citra *lipaqsaqbe* dengan tujuan agar citra *lipaqsaqbe* yang akan diproses akan lebih fokus dan dapat mempermudah proses analisis dan perbandingan antara citra. *Resize* memungkinkan pengolahan citra yang lebih efisien. Dengan mengurangi resolusi citra, dapat menghemat sumber daya komputasi dan mempercepat waktu pemrosesan, khususnya pada dataset besar. Selanjutnya proses *grayscale* dengan mengubah nilai RGB ke *grayscale*. Proses *grayscale* dapat meningkatkan analisis tekstur. Informasi tekstur dapat lebih jelas terlihat pada citra skala abu-abu daripada pada citra berwarna dan dapat mempermudah untuk pemrosesan gambar, karena citra *gray* memiliki satu nilai kanal pada setiap piksel yang memiliki nilai antara 0 – 255.

4. Ekstraksi Fitur

Langkah selanjutnya setelah tahap *Preprocessing* adalah Ekstraksi Fitur. Data input yang digunakan pada tahapan ini adalah citra hasil *preprocessing*. Pada tahap ini dilakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan *Local Binary Pattern*. Tahapan ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* ditampilkan pada gambar 3.2 :



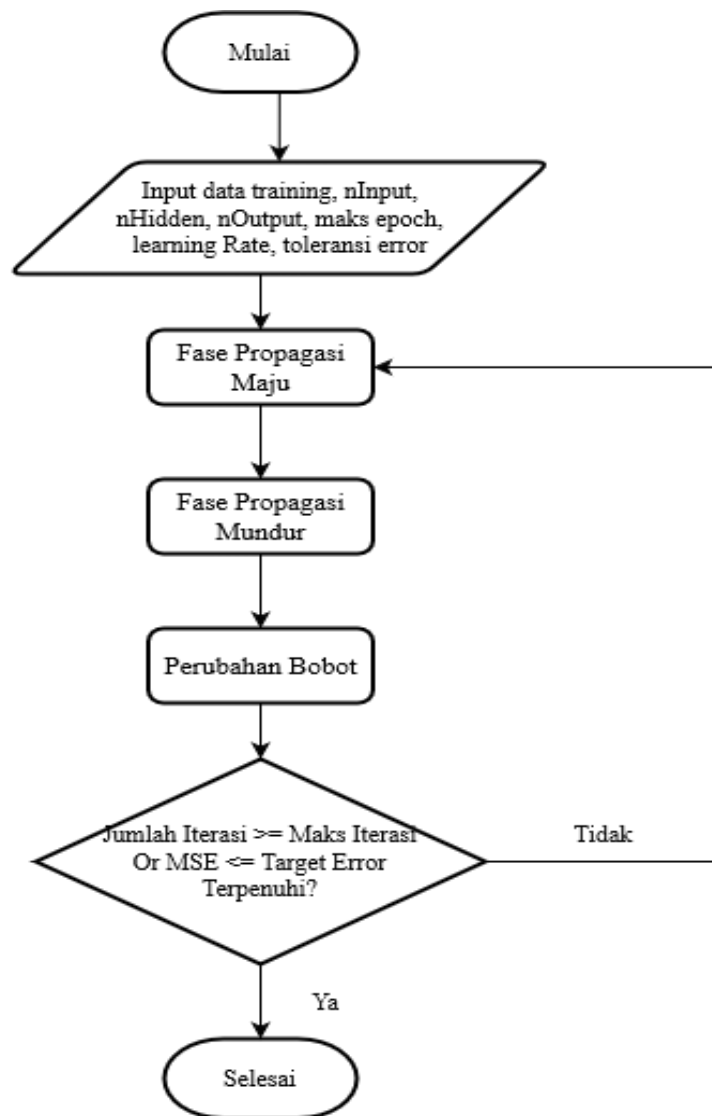
Gambar 3.2 Tahapan Alur Ekstraksi Fitur Tekstur LBP

Pada setiap matriks ditentukan nilai piksel pusatnya. Setelah itu membandingkan nilai piksel tetangga dengan nilai piksel pusat. Jika nilai piksel tetangga lebih besar atau sama dengan nilai piksel pusat maka nilainya 1, dan sebaliknya jika nilai piksel tetangga lebih kecil dari nilai piksel pusat maka nilainya 0. Kemudian nilai 8 biner disusun sesuai urutan nilai ketetanggan dan selanjutnya merubah nilai biner kedalam bentuk desimal untuk mendapatkan nilai matriks LBP. Selanjutnya hasil dari konversi nilai biner ke desimal tersebut dijumlahkan, kemudian dihitung nilai rata-rata dan menghasilkan nilai LBP.

5. Klasifikasi

Setelah proses Ekstraksi fitur, dilakukan dilakukan proses klasifikasi menggunakan *Backpropagation*. Nilai yang telah didapat dari ekstraksi fitur setiap dataset kemudian dibagi menjadi data uji dan data latih, pembagian tersebut digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian. Fase pelatihan dimulai dengan proses feed forward yang dipakai untuk mencari nilai hidden layer dan nilai output layer. Jika hasil output layer tidak sesuai dengan target maka dilakukan proses backward untuk mencari nilai error yang ada di output layer dan hidden layer yang nantinya untuk memperbarui nilai bobot yang ada di hidden layer dan input layer setelah itu dilakukan kembali feed forward dan backward jika nilai keluaran tidak sesuai target. Proses ini berulang sampai mencapai batas nilai galat errornya / goal. Fase pengujian hanya menggunakan proses feed forward yang dipakai untuk mencari nilai hidden layer dan nilai

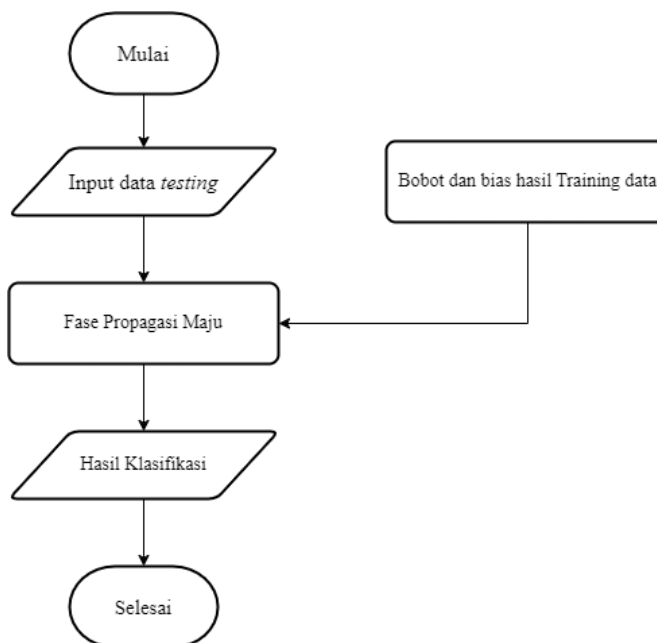
output layer. Nilai pada semua output layer dibandingkan untuk diverifikasi tingkat keakuratannya. Alur proses pelatihan backpropagation diperlihatkan pada Gambar 3.3 :



Gambar 3.3 Flowchart Algoritma Data *Training*

Proses pertama yaitu menginput data *training* dan menentukan nilai *Input*, nilai *Hidden*, dan nilai *Output*, *learning rate*, toleransi error. Setelah data yang sesuai dengan hasil ekstraksi pada proses sebelumnya maka akan dilakukan proses propagasi maju (*feedforward*) dengan menggunakan persamaan (2.4),

(2.5). Proses propagasi mundur (*Backpropagation*) dengan menggunakan persamaan (2.6), (2.7). Selanjutnya, proses perubahan bobot dan bias dengan menggunakan persamaan (2.8) dan (2.9). Selanjutnya, pengecekan terhadap maksimum epoch dan toleransi error apakah sudah sesuai atau belum. Jika sudah maka proses selesai dan jika belum maka diulangi prosesnya dari langkah ketiga. Setelah proses pelatihan selesai maka akan mendapatkan bobot akhir hasil pelatihan yang akan digunakan untuk proses pengujian. Untuk tahapan pengujian diperlihatkan pada Gambar 3.4 :



Gambar 3.4 Flowchart Algoritma Data Testing

Pada proses pengujian hanya menggunakan proses propagasi maju (feedforward) dengan menggunakan pola atau bobot yang sudah ada pada proses training dengan tingkat MSE rendah. Dan terakhir akan diperoleh hasil klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin, N. F., Garancang, S., & Abunawas, K. (2023). Konsep Umum Populasi dan Sampel dalam Penelitian. *Jurnal Pilar*, 14(1), 15–31.
- Asmara, R. A., Pramudhita, A. N., & Candra, A. D. (2021). Perancangan Dan Pembuatan Virtual Laboratorium Grayscale Morphology Untuk Mata Kuliah Pengolahan Citra. *Sentia* 2021. <https://prosiding.polinema.ac.id/sentia/index.php/SENTIA2021/article/view/398%0Ahttps://prosiding.polinema.ac.id/sentia/index.php/SENTIA2021/article/download/398/332>
- Baharuddin, S., & Madid, A. (2023). (2023). *ANALISIS KEUNGGULAN BERSAING KAIN TENUN SUTERA MANDAR (STUDI KASUS PADA PT. WASTRAMA TENUN INDONESIA DI KABUPATEN POLEWALI MANDAR)*. 1, 3–10.
- Chandra B, L., Gasim, G., & Rusbandi, R. (2020). Identifikasi Jenis Tepung Terigu Pada Roti Goreng Berdasarkan Fitur Lbp Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. *Jurnal Algoritme*, 1(1), 90–102. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v1i1.441>
- Fanggidae, A., Sihotang, D. M., & Rihi Pati, A. P. (2019). Pengenalan Pola Sidik Jari Dengan Metode Local Binary Pattern Dan Learning Vector Quantization. *Jurnal Komputer Dan Informatika*, 7(2), 148–156. <https://doi.org/10.35508/jicon.v7i2.1635>
- Hafid, H., Annisa, R. N., Sari, A., Teknik, F., Barat, U. S., Agribisnis, P. S., Barat, U. S., Manajemen, P. S., Ekonomi, F., Barat, U. S., Studi, P., Informatika, T., Teknik, F., & Barat, U. S. (2022). *PENGABDIAN KEPADA MASYARAKAT KELOMPOK PENENUN LIPA ' SAQBE MELALUI PENATAAN KAWASAN RENGGEANG SUTRA DI DESA RENGGEANG ,.* 3(4), 743–748. <https://doi.org/10.31949/jb.v3i4.3243>
- Hardiansyah, B., & Primandari, P. N. (2018). Sistem Pakar Pengenalan Ekspresi Wajah Manusia Menggunakan Metode Kohonen Self Organizing Dan Principal Componen Analysis. *INTEGER: Journal of Information Technology*, 3(2), 43–54. <https://doi.org/10.31284/j.integer.2018.v3i2.310>

- Irianti, A., Rantelinggi, P. H., Taufik, A., Zulkarnaim, N., & Cokrowibowo, S. (2022). Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network For Food Price Prediction in Majene Central Market. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 3(3), 681–688. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.3.226>
- Kaswar, A. B., Akram, A., & Risal, N. (2020). *KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MARKISA MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL Andi. 01*(May), 1–8.
- Muslim, N. (2018). *Kajian proses pembuatan motif tradisional sarung Sutra Mandar menggunakan ATBM (alat tenun bukan mesin)*. <http://eprints.unm.ac.id/id/eprint/9509%0Ahttp://eprints.unm.ac.id/9509/>
- Nurwapika. (2020). TRADISI MANETTE LIPA SA ' BE MANDAR DI DESA KARAMA KECAMATAN TINAMBUNG KABUPATEN POLEWALI MANDAR NURWAPIKA Pendidikan Sejarah dan Pendidikan IPS , Fakultas Ilmu Sosial ,. *Ilmu, Pendidikan Sosial, Pengetahuan Makassar, Universitas Negeri Pettarani, Jl A P*, 1–21.
- Rahmadhika, M. K., & Thantawi, A. M. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Face Recognition Pada Pendekatan CRM Menggunakan Opencv Dan Algoritma Haarcascade. *IKRA-ITH INFORMATIKA: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 5(1), 109–118.
- Rijal, S., Badollahi, M. Z., Anjarsari, H., & Syamsidar. (2019). *Potensi Sejarah dan Budaya Mandar Dalam Perspektif Pariwisata*. <http://repository.poltekiparmakassar.ac.id/316/1/BOOK - POTENSI SEJARAH %26 BUDAYA MANDAR PERSPEKTIF PARIWISATA.pdf>
- Selao, A., & Sutriani. (2021). Aplikasi Pengolahan Citra Sebagai Media Pengenalan Batik Nusantara. *Jurnal Sintaks Logika*, 1(3), 172–177. <https://doi.org/10.31850/jsilog.v1i3.1039>
- Sitompul, A. (2020). Implementasi Pengenalan Jenis Pola Tapak Ban (Tread) Menggunakan Metode Local Binary Patterns. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 1(3), 189. <https://doi.org/10.30865/json.v1i3.2094>
- Sovia, R., Yanto, M., & Melati, P. (2020). Prediksi Jumlah Kunjungan Wisata Mancanegara Dengan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Media Informatika*

Budidarma, 4(2), 355. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i2.2048>

Susanto, A. (2019). Penerapan Operasi Morfologi Matematika Citra Digital Untuk Ekstraksi Area Plat Nomor Kendaraan Bermotor. *Pseudocode*, 6(1), 49–57. <https://doi.org/10.33369/pseudocode.6.1.49-57>

Tekstur, E., Jaringan, D. A. N., & Tiruan, S. (2018). *Deteksi Motif Batik Menggunakan*. 31–36.

Wijaya, N., & Ridwan, A. (2019). Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan. *Sisfokom*, 08(1), 74–78.