

BIOMETRIKA
PENGEALAN GENDER BERBASIS GAMBAR WAJAH
MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN
LOCAL BINARY PATTERN



Disusun Oleh :
Reynaldi
17.04.1.1.1.00049

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA
BANGKALAN
2019

DAFTAR ISI

I.	PENDAHULUAN	2
1.1	LATAR BELAKANG	2
1.2	RUMUSAN MASALAH	3
1.3	TUJUAN DAN MANFAAT	3
II.	KAJIAN PUSTAKA	3
III.	METODE USULAN	4
3.1	LOCAL BINARY PATTERN	4
3.2	UNIFORM LOCAL BINARY PATERN	7
3.3	LINEAR SUPPORT VECTOR MACHINE	9
3.4	EKSPERIMEN	11
3.4.1	PREPROCESSING	13
3.4.2	EKSTRAKSI FITUR MENGGUNAKAN LBP	13
3.4.3	LINEAR SVM MODEL CLASSIFIER	15
3.4.4	PENGUJIAN DENGAN K-FOLD CROSS VALIDATION	15
IV.	HASIL EKSPERIMEN DAN ANALISA	17
V.	KESIMPULAN	17
	REFERENSI	18

I. PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Sebagai perkembangan dari interaksi manusia dan komputer, *computer vision* untuk memonitoring manusia perannya akan sangat meningkat dalam kehidupan manusia, sebagai contoh deteksi wajah, body tracking, deteksi gerak tubuh, identifikasi atribut manusia diantaranya pengenalan wajah, estimasi umur, etnik dan yang paling dasar pada deteksi gender, dengan peningkatan kebutuhan akan data mengenai atribut manusia, walaupun data tersebut bisa dilakukan dengan melakukan survei suatu wilayah dengan namun data tersebut hanya bisa digunakan sebagai data statis suatu wilayah yang mana hanya melihat dari data orang – orang yang hidup secara menetap disuatu lingkup wilayah besar, dan data yang terambil memerlukan waktu yang cukup lama. Dibutuhkan teknologi yang dapat melakukan pengambilan data – data tersebut secara cepat untuk kebutuhan yang terus berkembang seperti pengawasan pasif untuk gedung pintar yang mana terdapat aturan yang harus memisahkan wilayah berdasarkan jenis kelamin, dan juga pengambilan data suatu wilayah dalam waktu tertentu sebagai contoh mengambil jumlah pengunjung berdasarkan jenis kelamin pada retail store.

Dengan adanya kebutuhan akan data atribut dari manusia maka dikembangkan sistem deteksi gender “*gender classifier*” berdasarkan gambar wajah menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai *classifier* dan juga digunakan *Local Binary Pattern* (LBP) sebagai metode untuk melakukan ekstraksi fitur, dipilihnya SVM sebagai *classifier* dikarenakan SVM diformulasikan untuk melakukan klasifikasi yang bersifat binary atau dua class[1], untuk ekstraksi fitur digunakan LBP dikarenakan Metode LBP memberikan hasil yang sangat baik, baik dari segi kecepatan dan kinerja diskriminasi. Karena cara tekstur dan bentuk gambar dijelaskan, metode ini tampaknya cukup kuat terhadap gambar wajah dengan ekspresi wajah yang berbeda, kondisi pencerahan yang berbeda, rotasi gambar dan penuaan orang[2]. Dengan keunggulan dari SVM dan LBP penulis menggabungkan keduanya untuk membuat sistem pengenalan gender

berbasis gambar wajah dengan SVM sebagai *classifier* dan LBP sebagai metode ekstraksi fitur dari gambar wajah.

1.2 RUMUSAN MASALAH

Berikut rumusan masalah yang didapat berdasarkan latar belakang yang dipaparkan oleh penulis :

- a. Bagaimana cara pembuatan sistem pengenalan gender berdasarkan gambar wajah menggunakan SVM dan LBP ?
- b. Bagaimana efektifitas dari SVM dan LBP sebagai metode untuk melakukan pengenalan gender berdasarkan gambar wajah ?

1.3 TUJUAN DAN MANFAAT

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menguji efektifitas dari metode SVM dan LBP untuk melakukan pengenalan gender berdasarkan gambar wajah.

Manfaat dari penelitian ini adalah dapat diberikan informasi mengenai efektifitas metode SVM dan LBP untuk melakukan pengenalan gender berdasarkan gender, sebagai sumber referensi dalam pengembangan teknologi yang memerlukan metode pengenalan gender dalam teknologinya

II. KAJIAN PUSTAKA

Pada sebuah upaya untuk melakukan penelitian maka dibutuhkan sebuah panduan serta dukungan untuk setiap hasil penelitian yang sudah ada sebelumnya yang akan berkaitan dengan sebuah penelitian yang sedang dilakukan.

Berdasarkan pernyataan yang dinyatakan oleh Md. Abdur Rahim(2013) dalam journalnya yang berjudul “Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP)” dinyatakan bahwa ekspresi wajah adalah salah satu cara yang paling kuat, alami dan langsung bagi manusia untuk mengomunikasikan emosi dan niat mereka. Wajah memainkan peran utama dalam hubungan sosial kita dalam menyampaikan identitas dan emosi. Kemampuan manusia untuk mengenali wajah sangat luar biasa. Peradaban modern sangat tergantung pada otentikasi

orang untuk beberapa tujuan. Pengenalan wajah selalu menjadi fokus utama penelitian karena sifatnya yang non-invasif dan karena itu adalah metode identifikasi orang yang utama

Pada penelitian ini yang dilakukan adalah identifikasi gender pada manusia yang berdasarkan gambar wajah, kegiatan ini masuk kedalam identifikasi wajah yang mana mengidentifikasi wajah laki – laki dan perempuan. Menurut pernyataan yang dilakukan oleh M. Turk (1991) pada journalnya yang berjudul “Eigenfaces for recognition” menyebutkan bahwa identifikasi wajah dapat dibagi menjadi 3 diantaranya representasi wajah, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Dimana representasi wajah menentukan algoritma deteksi dan identifikasi yang berurutan. Untuk pengenalan tingkat awal yaitu, untuk menentukan apakah gambar yang diberikan mewakili wajah atau tidak, gambar diubah diskalakan dan diputar hingga memiliki posisi yang sama dengan gambar dari database. Pada fase ekstraksi fitur, properti fitur yang paling berguna dan unik dari gambar wajah diekstraksi. Dengan fitur-fitur yang diperoleh ini, gambar wajah dibandingkan dengan gambar-gambar dari database. Ini dilakukan dalam fase klasifikasi. Output dari bagian klasifikasi adalah identitas gambar wajah dari database dengan skor pencocokan tertinggi, sehingga dengan perbedaan terkecil dibandingkan dengan gambar wajah input. Juga nilai ambang dapat digunakan untuk menentukan apakah perbedaannya cukup kecil. Lagi pula, bisa jadi wajah tertentu tidak ada dalam database sama sekali.

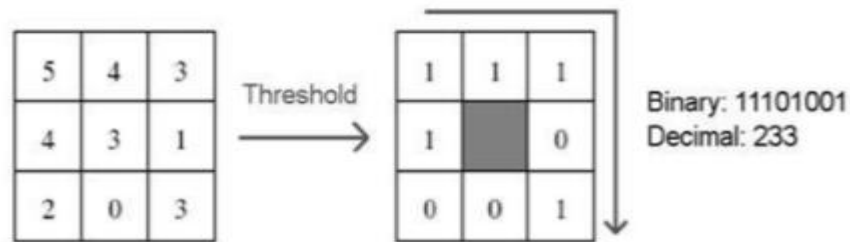
III. METODE USULAN

Metode yang diusulkan untuk melakukan pengenalan gender berdasarkan wajah yaitu dengan Local Binary Pattern (LBP) sebagai metode untuk melakukan ekstraksi fitur dan Support Vector Machine (SVM) sebagai classifier untuk mengklasifikasikan gambar input masuk kedalam class laki – laki atau perempuan.

3.1 LOCAL BINARY PATTERN

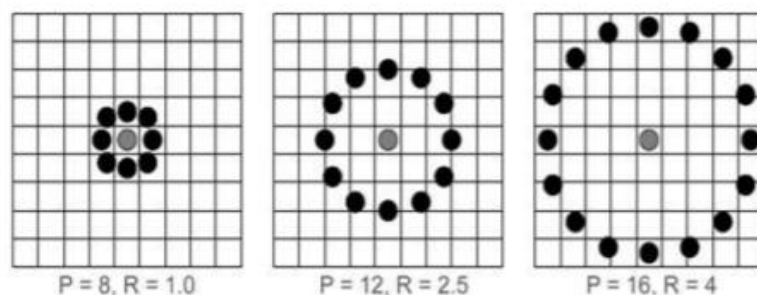
Local Binary Pattern diusulkan diperkenalkan oleh Ojala et al. [4]. Operator dari LBP bekerja dengan delapan tetangga piksel, menggunakan nilai piksel

tengah sebagai ambang. Jika piksel tetangga memiliki nilai abu-abu yang lebih tinggi dari piksel tengah (atau nilai abu-abu yang sama) dari yang ditetapkan untuk piksel itu, selain itu mendapat nol. Kode LBP untuk piksel tengah kemudian diproduksi dengan menggabungkan delapan nilai 1 atau nol yang dikonversikan menjadi binary code seperti gambar dibawah



Gambar 1 - Operator LBP

Kemudian operator LBP diperluas untuk menggunakan lingkungan dengan ukuran yang berbeda. Dalam hal ini lingkaran dibuat dengan jari-jari R dari piksel tengah. Titik pengambilan sampel P di tepi lingkaran ini diambil dan dibandingkan dengan nilai piksel tengah. Untuk mendapatkan nilai dari semua titik pengambilan sampel di lingkungan untuk radius dan jumlah piksel apa pun, interpolasi (bilinear) diperlukan. Untuk lingkungan notasi (P, R) digunakan. Gambar 2 mengilustrasikan tiga set tetangga untuk nilai P dan R yang berbeda.



Gambar 2 - Circullar LBP Operator

Jika koordinat piksel tengah adalah (x_c, y_c) maka koordinat tetangganya P (x_p , y_p) di tepi lingkaran dengan jari-jari R dapat dihitung dengan sinus dan cosinus:

$$x_p = x_c + R \cos(2\pi p/P) \quad (1)$$

$$y_p = y_c + R \sin(2\pi p/P) \quad (2)$$

Jika nilai abu-abu dari piksel tengah adalah g_c dan nilai abu-abu dari tetangganya adalah g_p , dengan $p = 0, \dots, P-1$, maka tekstur T di lingkungan lokal piksel (x_c, y_c) dapat didefinisikan sebagai:

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}) \quad (3)$$

Setelah nilai-nilai ini diperoleh, juga memungkinkan untuk menggambarkan tekstur dengan cara lain, yang mana dilakukan dengan mengurangi nilai piksel tengah dari nilai titik-titik pada lingkaran. Dengan cara ini tekstur lokal direpresentasikan sebagai distribusi gabungan dari nilai piksel tengah dan perbedaannya:

$$T = t(g_c, g_0 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c) \quad (4)$$

Karena $t(g_c)$ menjelaskan pencahayaan keseluruhan dari suatu gambar yang tidak terkait dengan tekstur gambar lokal, hal tersebut tidak memberikan informasi yang berguna untuk analisis tekstur. Oleh karena itu, banyak informasi tentang karakteristik tekstur dalam original joint distribution (Persamaan. 3) dipertahankan dalam distribusi perbedaan sambungan (Ojala et al. 2501):

$$T \approx t(g_0 - g_c, \dots, g_{P-1} - g_c) \quad \text{I} \quad (5)$$

Meskipun tidak berubah terhadap perubahan skala abu-abu, perbedaannya dipengaruhi oleh penskalaan. Untuk mencapai invarian sehubungan dengan transformasi monotonik skala abu-abu, hanya tanda-tanda perbedaan yang dipertimbangkan. Berarti bahwa dalam kasus titik pada lingkaran memiliki

nilai abu-abu lebih tinggi daripada piksel tengah (atau nilai yang sama), satu ditugaskan ke titik itu, dan selain itu mendapat nol:

$$T \approx (s(g_0 - g_c), \dots, s(g_{P-1} - g_c)) \quad (6)$$

Dimana

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

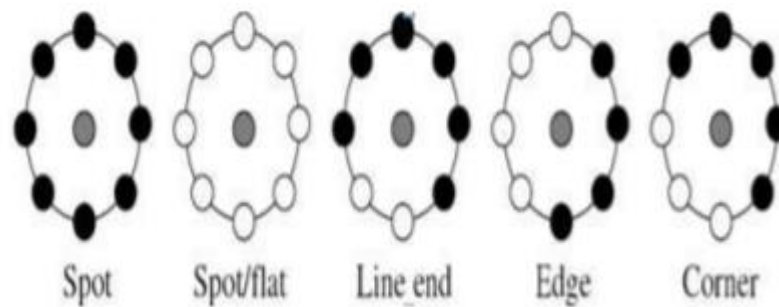
Pada langkah terakhir untuk menghasilkan LBP untuk pixel (x_c, y_c) $2p$ bobot binomial ditugaskan untuk setiap tanda $s(g_p - g_c)$. Bobot binomial ini dijumlahkan dengan formula sebagai berikut :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p. \quad (7)$$

Local Binary Pattern mencirikan tekstur gambar lokal sekitar (x_c, y_c) . Operator LBP asli pada gambar 1 sangat mirip dengan operator ini dengan $P = 8$ dan $R = 1$, sehingga LBP8 x 1. Perbedaan utama antara operator ini adalah bahwa dalam LBP8 x 1 piksel pertama-tama perlu diinterpolasi terlebih dahulu untuk mendapatkan nilai dari poin pada lingkaran.

3.2 UNIFORM LOCAL BINARY PATTERN

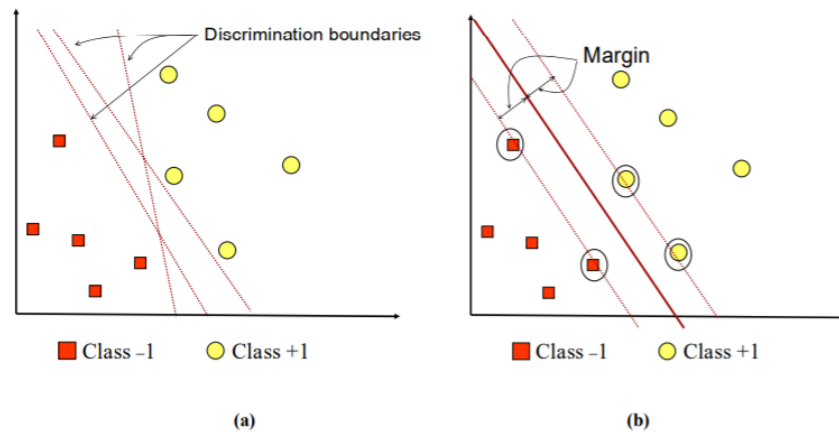
Local Binary Pattern disebut *Uniform* atau seragam jika mengandung paling banyak dua transisi bitwise dari 0 ke 1 atau sebaliknya. Pada kenyataannya, ini berarti bahwa pola yang seragam tidak memiliki transisi atau dua transisi. Hanya satu transisi yang tidak mungkin, karena string biner perlu dianggap melingkar. Dua pola dengan nol transisi, dengan misalnya delapan bit, adalah 00000000 dan 11111111. Contoh pola seragam dengan delapan bit dan dua transisi adalah 00011100 dan 11100001. Untuk pola dengan dua transisi adalah kombinasi $P(P-1)$ yang mungkin. Untuk pola yang seragam dengan titik pengambilan sampel P dan radius R , gagasan $LBP_{\frac{P}{2} \times \frac{P}{2}}$ digunakan.



Gambar 3 - perbedaan texture primitive dari $LBP_{\frac{u}{p} \frac{2}{r}}$

Hanya menggunakan Local Binary Pattern yang seragam memiliki dua manfaat penting. Yang pertama adalah menghemat memori. Dengan pola yang tidak seragam ada 2^P kemungkinan kombinasi. Dengan $LBP_{\frac{u}{p} \frac{2}{r}}$ ada $P(P-1) + 2$ pola yang mungkin. Jumlah pola yang mungkin untuk lingkungan 16 (interpolasi) piksel adalah 65536 untuk LBP standar dan 242 untuk LBPu2. Manfaat kedua adalah bahwa LBPu2 hanya mendeteksi tekstur lokal yang penting, seperti titik, ujung garis, tepi dan sudut. Lihat gambar 3 untuk contoh-contoh tekstur primitif ini dapat digunakan untuk mendapatkan ukuran untuk kesamaan antara gambar-gambar ini. Gagasan utamanya adalah bahwa untuk setiap piksel gambar, kode LBP dihitung. Terjadinya setiap pola yang mungkin didalam gambar dipertahankan. Histogram dari pola-pola ini, juga disebut label, membentuk vektor fitur, dan dengan demikian merupakan representasi untuk tekstur gambar. Histogram ini kemudian dapat digunakan untuk mengukur kesamaan antara gambar, dengan menghitung jarak antara histogram.

3.3 LINEAR SUPPORT VECTOR MACHINE



Gambar 4 - SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan kedua class -1 dan $+1$

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space[5]. Hyperplane adalah subruang dari satu dimensi kurang dari ruang sekitarnya [6]. Gambar 4a memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : $+1$ dan -1 . Pattern yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pattern pada class $+1$, disimbolkan dengan warna kuning(lingkaran). Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (discrimination boundaries) ditunjukkan pada gambar 1-a.

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tsb. dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan pattern terdekat dari masing-masing class. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai support vector. Garis solid pada gambar 1-b menunjukkan hyperplane yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah support vector. Usaha untuk mencari lokasi hyperplane ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in R^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$ yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane berdimensi d , yang didefinisikan

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b = 0 \quad (8)$$

Pattern \vec{x}_i yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (9)$$

Pattern \vec{x}_i yang termasuk class $+1$ (sampel positif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (10)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai Quadratic Programming (QP) problem, yaitu mencari titik minimal persamaan (11), dengan memperhatikan constraint persamaan (12).

$$\min_{\vec{x}} r(w) = \frac{1}{2} \|\vec{x}\|^2 \quad (11)$$

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w}_{i+b}) - 1 \geq 0, \forall i \quad (12)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya Lagrange Multiplier.

$$L(\vec{w}, b, a) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l a_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1)$$

$$(i = 1, 2, \dots, l) \quad (13)$$

a_i adalah Lagrange multipliers, yang bernilai nol atau positif ($a_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (13) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap a_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan (13) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja a_i , sebagaimana persamaan (14) di bawah.

$$\sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j \vec{x}_i \vec{x}_j \quad (14)$$

Subject to

$$a_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l) \sum_{i=1}^l a_i y_i \quad (15)$$

Penjelasan di atas berdasarkan asumsi bahwa kedua belah class dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane. Akan tetapi, umumnya dua buah class pada input space tidak dapat terpisah secara sempurna. Hal ini menyebabkan constraint pada persamaan (12) tidak dapat terpenuhi, sehingga optimisasi tidak dapat dilakukan. Untuk mengatasi masalah ini, SVM dirumuskan ulang dengan memperkenalkan teknik softmargin. Dalam softmargin, persamaan (12) dimodifikasi dengan memasukkan slack variabe $\xi (\xi_i > 0)$ sbb.

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) \geq 1 - \xi_i, \forall i \quad (16)$$

Dengan demikian persamaan (11) diubah menjadi :

$$\min_{\vec{w}} r(\vec{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\vec{x}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (17)$$

Paramater C dipilih untuk mengontrol tradeoff antara margin dan error klasifikasi ξ . Nilai C yang besar berarti akan memberikan penalti yang lebih besar terhadap error klasifikasi tersebut.

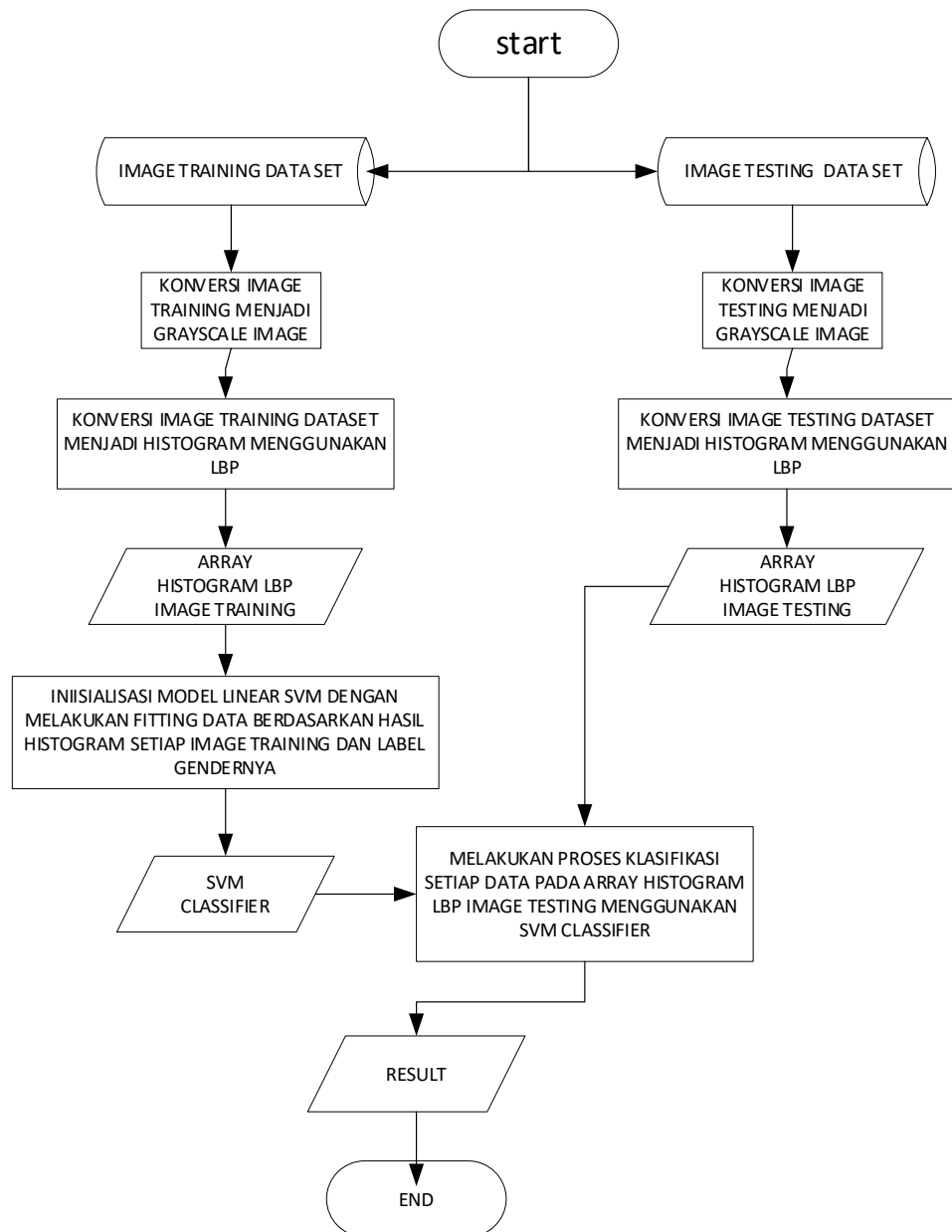
3.4 EKSPERIMEN

Untuk melakukan pengujian pada metode yang diusulkan pada penelitian ini digunakan image dataset dari IMDB-WIKI dataset yang dipublikasikan oleh <https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/rrothe/imdb-wiki/> dari 62500 data diambil sample secara random sebanyak 500 data dengan komposisi 250 image dengan gender laki – laki dan 250 dengan gender perempuan.



Gambar 5 Imdb Wiki Dataset

Seperti yang sudah dijelaskan oleh penulis untuk melakukan penelitian dalam pembuatan metode yang bisa digunakan untuk melakukan pengenalan gender yang didasarkan Local Binary Pattern sebagai algoritma untuk melakukan ekstraksi fitur dari gambar input dan gambar yang bertindak sebagai data training dan Linear Support Vector Machine. Dengan menggunakan 2 algoritma tersebut berikut alur eksperimen yang dilakukan



Gambar 6 - Alur Eksperimen

Untuk mengimplementasikan eksperimen sesuai dengan alur yang dipaparkan oleh penulis. Dimanfaatkan bahasa pemrograman Python untuk membangun program dan proses logika dari algoritma LBP dan SVM untuk melakukan penelitian mengenai deteksi gender berdasarkan gambar wajah.

Sesuai dengan bahasa pemrograman yang dilakukan dan metode yang digunakan dalam penelitian ini digunakan beberapa library dengan sumber terbuka yang dikembangkan dengan bahasa python dengan tujuan mempercepat proses penelitian. Berikut library yang digunakan :

a. Sckit learn (sklearn)

Sklearn merupakan library yang dikembangkan komunitas python yang memiliki banyak fitur yang bermanfaat dalam proses analisa data diantaranya klasifikasi, regresi, clustering, reduksi dimensi, pemilihan model dan preprocessing. Dalam penelitian ini digunakan 2 modul pada sklearn yaitu *local_binary_pattern* yang merupakan sub modul dari modul feature yang dimiliki oleh sklearn. Untuk proses pembuatan classifier digunakan modul SVCLinear yang merupakan sub modul dari modul SVM.

b. OpenCV

OpenCV merupakan library untuk melakukan process image processing yang mana tidak hanya dapat digunakan pada bahasa pemrograman Python melainkan library cross platform yang dapat digunakan di C++, Python and Java interfaces support Linux, MacOS, Windows, iOS, dan Android. Pada penelitian library ini digunakan untuk melakukan konversi image menjadi image grayscale

3.4.1 PREPROCESSING

Untuk mengkerucutkan proses komputasi tanpa menghilangkan esensial penelitian dilakukan penyotiran dataset IMDB-WIKI dengan mengambil 500 gambar secara random dengan komposisi 250 laki – laki dan 250 perempuan.

3.4.2 EKSTRAKSI FITUR MENGGUNAKAN LBP

Sesuai dengan penjelasan LBP yang dipaparkan oleh penulis. LBP digunakan sebagai metode untuk melakukan ekstraksi fitur. Pada proses ini

pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai P atau banyaknya titik dari operator LBP dan radius dari operator LBP. Yang kemudian memasukan data image kedalam operator LBP setelah didapatkan nilai LBP yang sudah dikonversi menjadi bentuk histogram seperti yang dijelaskan pada pembahasan (3.1 dan 3.2). pada ekstraksi fitur kali ini digunakan ukuran operator LBP dengan ukuran 24 x 8. Dikarenakan ukuran image 250 x 250 pixel agar mendapatkan nilai hasil deskripsi LBP optimal. Berikut merupakan source code dari class LBP descriptor .

```
from skimage import feature
import numpy as np

class LocalBinaryPattern:
    def __init__(self, numPoints, radius):
        #store number of points and radius
        self.numPoints = numPoints
        self.radius = radius

    def describe(self, image, eps=1e-7):
        # compute the Local Binary Pattern representation
        # of the image, and then use the LBP representation
        # to build the histogram of patterns
        lbp = feature.local_binary_pattern(image, self.numPoints,
        self.radius, method="uniform")
        (hist, _) = np.histogram( lbp.ravel() , bins=np.arange(0,
        self.numPoints + 3), range=(0, self.numPoints + 2))

        #histogram normalization
        hist = hist.astype("float")
        hist /= (hist.sum() + eps)

        return hist
```

Gambar 7 - LBP Deskriptor

Dari code diatas dibentuk class Local Binary Pattern yang mana merupakan class yang akan melakukan proses deskripsi image input menjadi histogram berdasarkan nilai LBP yang didapat. Sesuai dengan penjelasan dari pembahasan (3.2) Histogram dapat digunakan untuk mengukur kesamaan antara gambar, dengan menghitung jarak antara histogram.

Pada class diatas terdapat atribut atribut dari class yaitu radius dan numPoint yang mana digunakan sebagai inisialisasi dari ukuran operator

LBP, untuk metode LBP nya sendiri digunakan metode uniform dengan alasan yang sudah dipaparkan pada pembahasan 3.2

3.4.3 LINEAR SVM MODEL CLASSIFIER

Pada penelitian ini digunakan Linear SVM sebagai algoritma untuk melakukan klasifikasi. Seperti yang sudah dipaparkan oleh penulis dipilihlah metode linear svm dikarenakan merupakan metode yang optimal untuk melakukan klasifikasi binary. Dibawah merupakan source code untuk membentuk Linear SVM Model Classifier.

```
from LocalBinaryPattern import LocalBinaryPattern
from sklearn.svm import LinearSVC
import joblib
from imutils import paths
import cv2
import os
import json
class Model():
    def __init__(self, K_Fold=False, dataIn=None, LabelIn=None):
        #initialize LBP descriptior
        self.desc = LocalBinaryPattern(24, 8)
        #create model
        self.model = None
        modelLSVC = LinearSVC(C=500.0, random_state=42,
                               max_iter=100000)
        #with custom data
        self.model = modelLSVC.fit(dataIn, LabelIn)
```

Gambar 8 SVM MODEL CLASSIFIER

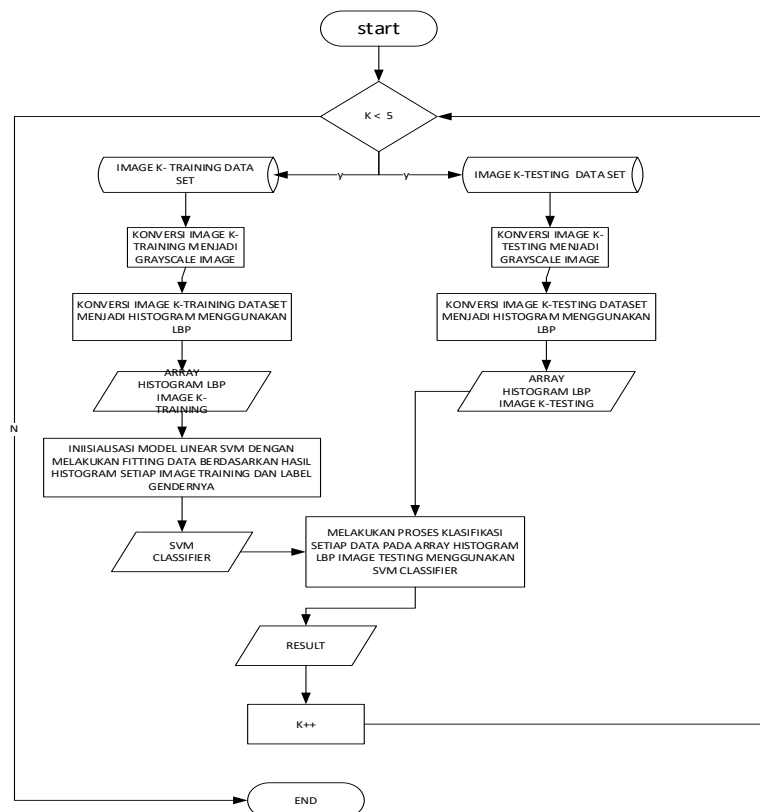
Source code diatas digunakan sebagai pembentuk model Linear SVM. Pada kasus ini penulis berikan parameter input image training yang membentuk model sesuai dengan pembahasan 3.3 diinisialisasi model svm dengan nilai C atau pembobotan pinalty sebesar 500 agar memberikan akurasi klasifikasi yang lebih baik. Model yang telah diinisialisasi dilakukan fitting data dengan memasukan array data yang berupa histogram hasil deskripsi model dan label untuk masing – masing data yang mana indeks nya sesuai untuk masing – masing data.

3.4.4 PENGUJIAN DENGAN K-FOLD CROSS VALIDATION

K-fold cross validation dilakukan dengan partisi secara merata menjadi k atau segmen yang sama atau hampir sama. Pada lipatan yang dipartisi ini,

pelatihan dan pengujian dilakukan dalam k iterasi sehingga di setiap iterasi, kita meninggalkan satu lipatan untuk pengujian dan melatih model pada lipatan k-1 yang tersisa. Keakuratan yang diperoleh dalam setiap iterasi kemudian dirata-rata untuk mendapatkan akurasi model. Satu hal penting yang perlu diperhatikan adalah bahwa data biasanya bertingkat sebelum dipecah menjadi segmen k. Stratifikasi adalah proses menata ulang data sedemikian rupa sehingga setiap lipatan merupakan perwakilan yang baik dari keseluruhan. Untuk memahami hal ini, pertimbangkan masalah klasifikasi 4 kelas di mana setiap kelas terdiri dari 25% data, akan menjadi praktik yang baik untuk mengatur data sedemikian rupa sehingga setiap lipatan terdiri sekitar seperempat dari total instance.

Pada penelitian kali ini digunakan jumlah k sebanyak 5 untuk melakukan pengujian model sehingga alur sistem yang dijelaskan pada gambar 6 dirubah menjadi :



Gambar 9 - Alur sistem dengan k-fold cross validation

IV. HASIL EKSPERIMEN DAN ANALISA

Dari semua metode dan algoritma yang sudah dipaparkan oleh penulis maka berikut hasil yang didapat dari eksperimen pengenalan gender menggunakan Local Binary Pattern dan Support Vector Machine. Dengan digunakannya metode pengujian k-fold cross validation 500 total data dibagi menjadi 5 fold yang mana akan terbentuk 5 kelompok testing dan training. Berikut hasil eksperimen Pengenalan Gender berdasarkan Gambar wajah menggunakan Local Binary Pattern dan Support Vector Machine

Fold	Akurasi
1	72%
2	73%
3	72%
4	71%
5	70%

Table IV-1 - K-fold cross Validation

Dari pengujian ini didapatkan rata – rata akurasi 71.6 % nilai ini juga mewakili nilai akurasi dari model yang dibuat.

V. KESIMPULAN

Dengan menggunakan Local Binary Pattern dan Support Vector Machine dalam proses pengenalan Gender berdasarkan Gambar wajah. Dengan menggunakan dataset dari IMDB-WIKI yang diambil 500 sample gambar dari 62.000 dataset dengan komposisi 250 gambar laki – laki dan 250 gambar perempuan. Dipilihnya LBP sebagai metode ekstraksi fitur dengan alasan bisa didapatkannya fitur tekstur dari tiap – tiap gambar input, data tersebut dioperasikan dengan operator LBP dari operasi ini didapatkan fitur sebanyak 26, yang mana fitur tersebut direpresentasikan dalam bentuk histogram, yang nantinya histogram tersebut bisa digunakan sebagai pembandingan untuk melakukan klasifikasi. Proses klasifikasi digunakan Linear SVM yang mana classifier ini seperti yang dipaparkan penulis memiliki kemampuan klasifikasi binary yang baik. Dengan menggunakan 2 metode tersebut

dilakukan pengujian model menggunakan k-fold cross validation dengan hasil masing – masing seperti yang dijelaskan pada table 4.1 dihasilkan nilai akhir untuk akurasi model Linear SVM yang dibangun dengan data dari hasil operasi LBP sebanyak 71.6%

REFERENSI

- [1]P. Jonathon Phillips. Support Vector Machines Applied to Face Recognition. National Institute of Standards and Technology (2001)
- [2] Md. Abdur Rahim. Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP). Pabna University of Science and Technology. (2013)
- [3] M. Turk and A. Pentland, “Eigenfaces for recognition”, Cognitive Neuroscience, 3:72 {86, 1991}. 7. M. Kirby and
- [4] T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood, “A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions” Pattern Recognition vol. 29, 1996.
- [5] Anto Satriyo Nugroho. Support Vector Machine. Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika. IlmuKomputer.Com (2503)
- [6] Alexandre Kowalczyk. Support Vector Machines Succinctly. Syncfusion (2017)
- [7] Sanjay Yadav. Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification. Institute of Technology Bhopal (2016)