

KLASIFIKASI *DOWN SYNDROME* MENGGUNAKAN TEKSTUR LBP DENGAN TIGA VARIASI *DISTANCE CLASSIFIERS*

Agung Tjahjo Nugroho¹, Yustisi Wulandari², Bowo Eko Cahyono³
Program Studi Fisika, Universitas Jember
yustisi.wulandari2811@gmail.com

Submitted June 28, 2022; Revised August 2, 2022; Accepted August 2, 2022

Abstrak

Down syndrome merupakan kelainan genetik yang paling mudah diidentifikasi dan paling sering terjadi. *Down syndrome* variasi trisomi 21 memiliki karakteristik yang umum dimiliki penyidap *down syndrome*, tetapi anak penyidap *down syndrome* satu dengan lainnya memiliki sedikit perbedaan pada bagian mulut dan dalam penampilan karena mereka cenderung memiliki kesamaan fitur mulut dengan orang tua dan saudara mereka sehingga untuk membedakannya cukup kompleks. Oleh sebab itu penting untuk mengetahui dengan lebih teliti ciri khusus anak penderita *down syndrome*. Penelitian ini memiliki tujuan untuk membuat sebuah inovasi sistem berbasis *image processing* agar pengklasifikasian penderita *down syndrome* dan orang normal dengan lebih praktis. Metode yang dapat digunakan berupa metode *Local Binary Pattern* (LBP). Penelitian ini menggunakan 2400 frame mulut anak *down syndrome* dan anak normal untuk data *training*. Kemudian menggunakan 3600 frame mulut anak *down syndrome* dan anak normal untuk data *testing*. Hasil yang didapatkan yaitu nilai threshold yang memberikan pengklasifikasian yang baik sebesar 0.1-0.2 untuk ketiga variasi metode perhitungan jarak. Metode *Euclidean* dan *Chebyshev* menghasilkan akurasi sebesar 100% sedangkan metode *City block* pada saat threshold 0.1-0.2 memiliki akurasi 91.6 jadi bisa disimpulkan bahwa metode paling akurat pada penelitian ini yaitu metode *Chebyshev*, *Euclidean*, kemudian *City Block*.

Kata Kunci : *Down syndrome*, LBP, *Euclidean*, *Chebyshev*, *City block*

Abstract

Down syndrome is the most easily identified and most common genetic disorder. Down syndrome variation of trisomy 21 has characteristics that are common to people with Down syndrome. But, children with this Down syndrome variation have slight differences in the mouth and appearance because they tend to have similar oral features with their parents and siblings so that distinguishing them is quite complex. Therefore, it is important to know in more details the special characteristics of children with Down syndrome. This study aims to create an innovative image processing-based system so that it is more practical to classify people with down syndrome and normal people. The method that can be used is the Local Binary Pattern (LBP) method. This study used 2400 mouth frames of children with Down syndrome and normal children for data training. Then, it also uses 3600 mouth frames for children with Down syndrome and normal children for testing data. The results obtained are the threshold value which gives a good classification of 0.1-0.2 for the three variations of the distance calculation method. The Euclidean and Chebyshev methods have an accuracy quality of 100% while the City block method at the threshold of 0.1-0.2 has an accuracy of 91.6. So, it can be said that the most accurate method in this research is the Chebyshev, Euclidean, then City Block method.

Key Words : *Down syndrome*, LBP, *Euclidean*, *Chebyshev*, *City block*

1. PENDAHULUAN

Down syndrome merupakan kelainan genetik yang paling mudah diidentifikasi dan paling sering terjadi. Pada penderita *down syndrome* terdapat penambahan kromosom 21 yang lebih banyak dari

orang normal pada umumnya [1]. *Down syndrome* sendiri sering disebut trisomi 21 karena pada kromosom 21 terdapat tambahan kromosom yang menyebabkan kromosom 21 memiliki jumlah protein tertentu yang berlebih [2]. *Down syndrome*

variasi trisomi 21 memiliki karakteristik yang umum dimiliki penyidap *down syndrome* yaitu karakteristik khusus pada bagian mulut. Meskipun *down syndrome* variasi genetik trisomi 21 memiliki karakteristik khusus pada bagian mulut, tetapi anak penyidap *down syndrome* satu dengan lainnya memiliki sedikit perbedaan pada bagian mulut dan dalam penampilan karena mereka cenderung memiliki kesamaan fitur mulut dengan orang tua dan saudara mereka sehingga untuk membedakannya cukup kompleks [3]. Cara pengidentifikasian yang digunakan masyarakat umumnya berupa pengambilan data yang diambil secara langsung serta diolah dengan pemeriksaan kromosom di laboratorium serta pemeriksaan fisik. Penelitian tersebut memungkinkan terjadinya kesalahan karena fitur mulut antara anak dengan *down syndrome* satu dengan lainnya memiliki perbedaan meskipun jika dilihat secara sekilas sama. Hal tersebut dapat terjadi karena adanya ikatan kromosom dari orang tua mereka yang membuat bentuk mulut penyidap *down syndrome* sedikit mirip dengan saudara maupun orang tua mereka.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sebuah inovasi sistem berbasis *image processing* (Pengolahan Citra) yang digunakan untuk pengklasifikasian penderita *down syndrome* dan orang normal secara otomatis sehingga kedepannya pengidentifikasian lebih praktis dan optimal. *Image Processing* (pengolahan citra) merupakan suatu teknik atau metode yang dapat diaplikasikan pada suatu data gambar yang di inputkan sehingga didapatkan suatu informasi terkait obyek yang akan diamati [4]. Pada *image processing* metode yang sering digunakan untuk pengidentifikasian wajah yang memiliki akurasi tinggi dalam pengidentifikasian wajah. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu metode *Local Binary Pattern* (LBP). LBP

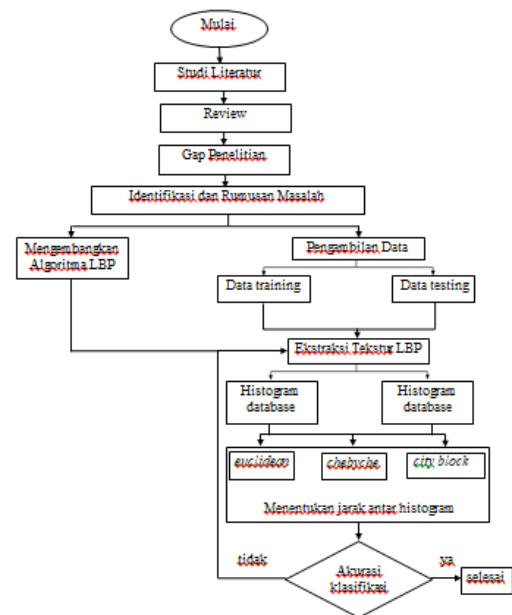
merupakan salah satu metode yang berfungsi untuk ekstraksi fitur pada suatu citra digital [5]. Metode LBP pada penelitian ini digunakan untuk mencari tekstur dan bentuk dari citra frame mulut penderita *down syndrome* dan orang normal dengan membandingkan besar atau kecilnya nilai setiap piksel terhadap piksel tetangga. Kemudian diaplikasikan nilai threshold 0.05-0.5 untuk pengklasifikasian frame mulut dan juga diaplikasikan 3 metode perhitungan jarak yaitu metode *Euclidean*, *Chebyshev*, dan *City block* digunakan untuk pengujian metode yang memiliki akurasi tinggi dalam pengklasifikasian.

Pemilihan metode LBP yang sering digunakan untuk pengidentifikasian wajah karena keberhasilan metode dalam pengidentifikasian yang baik. Seperti yang dilakukan oleh Muslihah *et al.* yang mengaplikasikan metode LBP untuk pengenalan wajah dengan sampel yang digunakan 680 citra wajah dari dataset *AR Face Database* menghasilkan akurasi sebesar 91% [6]. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Ismail *et al.* menggunakan metode LBP dengan pemberian variasi perhitungan jarak *Euclidean*, *Manhattan*, dan *Chi Square* untuk pengenalan wajah dengan sampel 50 data citra uji dan 50 data citra latih, 100 data citra latih, 200 data citra latih, dan 300 data citra latih yang menghasilkan fitur jarak *Euclidean* pada LBP memiliki durasi pengenalan tercepat dari dua jenis fitur jarak lainnya yaitu dengan rata-rata durasi 2,25 sekon sedangkan *Manhattan* memiliki durasi 32,34 sekon, dan *Chi square* memiliki durasi 53,25 sekon. Akurasi *Manhattan distance* memiliki nilai tertinggi sebesar 84%, *Euclidean distance* 82%, dan *Chi square* sebesar 80% [7]. Selanjutnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Zhao *et al.* menggunakan metode LBP untuk pendeteksian wajah *down syndrome* dimana didapatkan bahwa akurasi

penggunaan metode LBP sebagai ekstraksi fitur sebesar 97,9% [1].

2. METODE PENELITIAN

Tahap pertama yang dilakukan pada penelitian ini yaitu pengambilan video penderita *down syndrome* dan orang normal yang sedang mengucapkan kata a,i,u,e,o dalam durasi 10 sekon. Setelah itu video diekstraksi ke dalam bentuk frame-frame. Kemudian frame-frame tersebut dilakukan *cropping* bagian mulut saja. Setelah proses *cropping* frame mulut kemudian dikelompokkan ke dalam dua data yaitu data *training* dan data *testing* dimana data *training* digunakan untuk proses pelatihan sedangkan data *testing* digunakan dalam proses pengujian. Tahapan proses training dan testing hampir sama dimana proses pertama dilakukan ekstraksi video ke dalam bentuk frame-frame kemudian dilakukan *cropping* bagian mulut saja. Setelah itu dilakukan ekstraksi fitur menggunakan fungsi *extractLBPFeatures* yang akan menghasilkan histogram hasil ekstraksi kode LBP dalam 10 bins. Tahap selanjutnya menghitung jarak histogram antara data *testing* dengan data *training* dengan pengaplikasian tiga metode perhitungan jarak *Euclidean*, *Chebyshev*, dan *City block* selain itu juga diberikan variasi nilai threshold sebesar 0.05-0.5 berfungsi untuk mendapatkan akurasi pengklasifikasian yang baik. Tahap terakhir adalah pengujian dimana akan didapatkan metode perhitungan jarak dan threshold yang memiliki akurasi yang tinggi dalam pengklasifikasian pada penelitian ini. Gambaran lebih jelas dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Pemecahan Masalah

1. Pengambilan Data

Data diambil dalam bentuk video dimana terdiri dari 7 video anak penderita *down syndrome* dan 13 video orang normal sedang mengucapkan kata a,i,u,e,o dengan durasi video 10 sekon. Kemudian dilakukan ekstraksi video menjadi frame-frame dimana setiap video berdurasi 10 sekon akan menghasilkan 300 frame. Jadi keseluruhan data frame yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 6000 frame. Setelah proses ekstraksi dilakukan pengcroppan frame tersebut dibagian mulut saja seperti gambar 2.



Gambar 2. Citra Lima Mulut Anak Penderita Down Syndrome Sedang Mengucapkan A, I, U, E, O

2. Pembagian Data Training dan data Testing

Data citra yang sudah diekstrak menjadi frame-frame kemudian dibagi menjadi dua jenis data yaitu data *training* dan data *testing*. Pada penelitian ini data

training yang digunakan adalah 2400 data frame mulut dan data testing yang digunakan adalah 3600 frame mulut sehingga total frame mulut yang digunakan sebanyak 6000 data frame mulut. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Pembagian Data Testing dan Data Training

No	Jenis Video	Durasi Waktu (sekon)	Frame per sekon (fps)	Jumlah frame per video	Jumlah video	Jumlah seluruh frame
1	Video data training anak normal	10	30	300	4	1.200
2	Video data training anak penderita down syndrome	10	30	300	4	1.200
3	Video data testing anak normal	10	30	300	9	2.700
4	Video data testing anak penderita down syndrome	10	30	300	3	900

3. Melakukan Training Citra

Proses training citra pada penelitian ini membutuhkan *database* properti 1200 frame mulut anak penderita *down syndrome* dan 1200 anak normal hasil proses *cropping* yang telah dilakukan dalam bentuk histogram LBP. Histogram LBP dihasilkan dari ekstraksi kode LBP yang sebelumnya didapat dari frame mulut berbentuk citra *rgb* kemudian diubah menjadi bentuk *grayscale* dan kemudian diubah menjadi kode LBP. Dalam proses pembuatan data training kan menghasilkan histogram yang akan disimpan yang terdiri dari 1200 buah histogram *database down syndrome* dan 1200 buah histogram *database normal*.

4. Pengujian Program

Proses pengujian pada penelitian ini menggunakan 9 video anak normal dan 3 video anak *down syndrome* dimana akan diekstrak menjadi 300 frame per

video yang kemudian akan diekstrak kembali menjadi 300 histogram. . Pengujian dilakukan dengan mengukur jarak 300 histogram terhadap 300x4 database histogram normal dan 300 histogram terhadap 300x4 histogram *down syndrome*. Proses pengujian juga dilakukan dengan 3 metode klasifikasi jarak histogram (metode *euclidean*, metode *chebychev*, dan metode *city block*). Secara rinci akan dijelaskan pada tabel 2 dibawah ini.

Tabel 2. Pengujian Matrik Dengan Tiga Metode Klasifikasi Jarak Histogram

No	Matrik Ukuran 300x1200	Metode
1	Testing-Normal	<i>Euclidean</i>
2	Testing-Down Syndrom	<i>Euclidean</i>
3	Testing-Normal	<i>Chebychev</i>
4	Testing-Down Syndrom	<i>Chebychev</i>
5	Testing-Normal	<i>City Block</i>
6	Testing-Down Syndrom	<i>City Block</i>

Setiap 2 metrik (*testing-normal* dan *testing-down syndrome*) dengan metode yang sama diberikan nilai threshold sebesar 0.05 sampai 0.5 diharapkan ketika *testing-normal* didapatkan jarak dengan nilai kecil berjumlah sedikit dan ketika *testing-down syndrome* diharapkan jarak dengan nilai kecil lebih banyak. Hasil pengaplikasian metode tersebut akan didapatkan akurasi klasifikasi tertinggi dan terrendah dari ketiga metode klasifikasi jarak histogram tersebut. Hasil akurasi klasifikasi tersebut akan digunakan untuk pengevaluasian program yang akan dikembangkan.

5. Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan menentukan tingkat akurasi keberhasilan metode yang digunakan untuk identifikasi mulut anak *down syndrome*. Akurasi identifikasi mulut anak *down syndrome* menggunakan klasifikasi jarak histogram dapat dianalisa dari kemampuan mengidentifikasi mulut anak penderita *down syndrome*. Setiap matrik jika jarak

lebih kecil dari nilai threshold maka akan diberi nilai 1 sedangkan jika bernilai lebih besar dari threshold maka akan diberi nilai 0. Sehingga akurasi dapat dihitung berdasarkan beberapa kondisi dibawah ini

- a. $\frac{DS}{N} > \frac{DN}{N} = \text{Down Syndrome}$
- b. $\frac{DS}{N} < \frac{DN}{N} = \text{Normal}$
- c. $\frac{DS}{N} = \frac{DN}{N} = \text{Tidak bisa diklasifikasikan}$

Dimana N merupakan hasil jarak uji matrik (300x1200), DS merupakan data training *down syndrome*, dan DN merupakan data training normal. Akurasi tiga metode klasifikasi jarak histogram ditentukan berdasarkan jumlah mulut anak penderita *down syndrome* dan jumlah mulut anak penderita *down syndrome* yang terdeteksi. Sehingga persamaan yang menentukan akurasi dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{K_x}{K_y} \times 100\% \quad (1)$$

Keterangan:

K_x : Jumlah anak yang terklasifikasi dengan benar.

K_y : Jumlah total anak yang diuji.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Algoritma Klasifikasi

a. Ekstraksi Video

Pada penelitian ini data video yang akan diekstraksi sejumlah 7 video anak down syndrome dan 13 video anak normal yang sedang mengucapkan kata a,i,u,e,o dengan durasi 10 sekon. Video kemudian diekstrak menjadi 300 frame per video menggunakan aplikasi <https://mconverter.eu/>. Kemudian frame hasil ekstraksi di cropping bagian mulut saja menggunakan *Adobe Photoshop*. Contoh proses ekstraksi video dapat dilihat pada gambar 3.



a. video dalam format *.mp4; b. frame foto dalam format*.jpg; c. crop frame mulut dalam format*.jpg

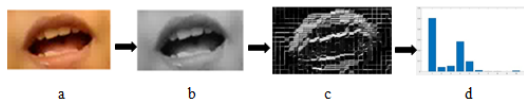
Gambar 3. Proses Cropping Dari Frame Hasil Ekstraksi Video Menjadi Frame Mulut

Pada penelitian ini digunakan objek bagian mulut saja karena meskipun pada anak penderita down syndrome memiliki bentuk mulut yang hampir sama tetapi sebenarnya memiliki sedikit perbedaan. Perbedaan tersebut terjadi karena pengaruh gen dari kedua orang tuanya dimana anak tersebut tetap mewarisi bentuk mulut orang tuanya. Hal tersebut sering membuat pengidentifikasian dengan teknik yang lama terkadang tidak tepat dimana jika melihat bagian mulut anak *down syndrome* saja diketahui anak tersebut normal tetapi pada kebenarannya anak tersebut menderita *down syndrome*.

b. Ekstraksi LBP Histogram

Frame mulut hasil cropping selanjutnya dilakukan konversi dari frame berbentuk RGB menjadi frame dalam bentuk citra grayscale menggunakan fungsi *rgb2gray* pada matlab. Proses ekstraksi LBP Histogram ini akan menghasilkan citra yang berbentuk kode LBP uniform dan tidak uniform yang dibuat dalam bentuk histogram. Histogram dibentuk menggunakan fungsi *extractLBPFeatures* yang merupakan ekstraksi fitur berdasarkan tekstur sebuah citra. kode LBP dibuat dengan penentuan titik pusat pada piksel 3x3. Piksel 3x3 sendiri terdiri dari 8 piksel tetangga yang mengelilingi piksel pusat. Ketika nilai 8 piksel tetangga memiliki nilai lebih besar dari piksel pusat maka kode LBP biner bernilai 1 sebaliknya jika nilai lebih kecil maka akan bernilai 0. Terdapat 8 nilai bilangan biner karena nilai kode

biner disusun searah jarum jam . Histogram LBP dibuat dengan menggunakan 10 bin histogram, dengan ketentuan jika kode LBP *biner uniform* dimasukkan dalam bin histogram pertama sampai bin histogram sembilan. Kemudian kode LBP *biner non uniform* dimasukkan dalam bin ke sepuluh. Gambaran proses ekstraksi LBP histogram dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



a. Frame Mulut dalam mode RGB; b. Frame Mulut dalam mode *Grayscale*; c. frame mulut dalam kode LBP; d. Histogram hasil ekstraksi kode LBP dalam 10 bins

Gambar 4. Ekstraksi Frame Menggunakan Ekstraksi LBP

c. Pembuatan Data Training

Data training adalah data yang digunakan untuk proses pembuatan database suatu penelitian. Data training dalam penelitian ini dibuat dengan 2400 frame mulut anak yang sedang mengucapkan kata a, i, u, e, o dimana frame mulut anak *down syndrome* sebanyak 1200 frame terdiri dari 4 individu anak yang berbeda masing-masing individu memiliki 300 frame ekspresi berbeda begitu juga frame mulut anak normal. Sehingga total frame database yang dihasilkan sebanyak 2400 frame database. Contoh frame mulut yang digunakan untuk pembuatan data *training* dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Frame mulut anak normal yang sedang mengucapkan kata a,i,u,e,o.

Data training frame mulut kemudian disimpan dalam satu folder yang selanjutnya akan dilakukan evaluasi dengan algoritma LBP untuk setiap frame mulut dalam bentuk input frame

grayscale yang akan menghasilkan kode LBP. Kemudian dilakukan ekstrak dalam bentuk 10 bin terhadap hasil kode LBP sebelumnya. Frame sebanyak 2400 data menghasilkan database matriks 1200x10 untuk database *down syndrome* dan 1200x10 database normal dimana jika matrik bersifat uniform akan dimasukkan dalam bin 1-9 tetapi ketika matrik bersifat non uniform maka matrik akan dimasukan kedalam bin 10. Nilai 1200 merupakan jumlah data frame mulut yang disimpan dalam satu folder sedangkan nilai 10 merupakan jumlah bin histogram yang akan digunakan dalam pembuatan histogram testing. Histogram dalam bentuk 10 bins dapat dilihat pada gambar 6 berikut.



Gambar 6. LBP Histogram Database Anak Normal

d. Menghitung Jarak Histogram

Pada penelitian ini terdapat database 1200 histogram *down syndrome* dan 1200 histogram normal dimana keduanya dikelompokkan menjadi klaster *down syndrome* dan klaster normal. Jika terdapat 300 buah frame citra mulut data uji akan menghasilkan 300 buah histogram dimana ketika frame tersebut diujikan terhadap database, akan menghasilkan histogram yang akan memiliki jarak antara 1200 klaster *down syndrome* dan jarak antara 1200 klaster normal yang akan menentukan frame tersebut masuk dalam klaster *down syndrome* atau klaster normal. Contoh perhitungan jarak antar histogram dapat dimisalkan dengan perhitungan antara histogram pada database *down syndrome* dengan kode DS1EDS1 kemudian data histogram tersebut disimpan dalam variabel P.

$P=[0.0012;0.0109;0.0011;0.0718;0.1612;0.5294;0.0870;0.0480;0.8235];$

Kemudian histogram kedua diambil dari data testing 4 dengan kode 4DU2 yang disimpan dalam variable Q.

$Q=[0.0012;0.0070;0.0014;0.0461;0.1563;0.4502;0.0413;0.0240;0.8764];$

Hasil jarak dari kedua data diatas ditentukan menggunakan fungsi pdist2 dengan memvariasikan parameter "DISTANCE" sesuai dengan pemilihan metode perhitungan jarak yang digunakan. Hasil dari perhitungan variabel P dan variabel Q dapat dilihat pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Tabel Hasil Perhitungan Jarak Menggunakan Tiga Metode

Jarak antar histogram		
Euclidean	City Block	Chebychev
0.1115	0.2366	0.0792

Tabel 3 menunjukkan bahwa hasil pengukuran jarak antar histogram yang memiliki 10 dimensi tetapi yang digunakan hanya 9 dimensi sedangkan bin ke 10 yang merupakan bin non uniform diabaikan. Hasil perhitungan menggunakan metode City block menunjukkan nilai yang paling besar, sedangkan metode Chebychev menghasilkan nilai yang paling kecil. Oleh sebab itu ketiga metode tersebut akan menghasilkan nilai dengan kondisi.

$$D_Chebychev \leq D_Euclidean \leq D_City\ block \quad (2)$$

Dengan hasil kondisi diatas maka seleksi tetangga yang memanfaatkan jarak antar histogram dengan berbagai threshold jarak antar tetangga akan menghasilkan jumlah tetangga yang berbeda dengan perbedaan hasil dari metode perhitungan jarak yang digunakan.

e. Seleksi Jarak

Proses seleksi tetangga dilakukan dengan perhitungan jarak tetangga. Tahap pertama yaitu satu video yang digunakan untuk data testing diekstrak menjadi 300 frame. Kemudian 300 frame tersebut diujikan dengan database 1200 histogram down syndrome dan 1200 histogram normal dengan tiga variasi perhitungan jarak yang berbeda seperti pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Keterangan Pengujian Data Testing Dengan Variasi Perhitungan Jarak

Matrik	Jenis Perhitungan Jarak
300 testing x 1200 Down Syndrome	Euclidean
300 testing x 1200 Normal	Euclidean
300 testing x 1200 Down Syndrome	City block
300 testing x 1200 Normal	City block
300 testing x 1200 Down Syndrome	Chebychev
300 testing x 1200 Normal	Chebychev

Setelah dilakukan proses pengujian data testing terhadap database dengan tiga variasi perhitungan jarak didapatkan hasil berupa data dalam bentuk bilangan desimal berjumlah 300x1200. Pada proses pengujian tersebut juga diberikan batas jarak atau threshold sebesar 0,05-0,5. Pada tabel 5 dan 6 merupakan hasil data testing dalam bentuk desimal dengan batas jarak 0,09 dimana tabel tersebut hanya sebagian kecil dari seluruh data matrik yang berjumlah 300x1200.

Tabel 5. Hasil Pengujian Data Testing Terhadap Database Down Syndrome Dalam Bentuk Bilangan Desimal

D	1	2	3	4	5	...
1	0,2509	0,2575	0,2961	0,2742	0,2639	...
2	0,0748	0,0697	0,1103	0,0829	0,0741	...
3	0,1041	0,1048	0,1479	0,1218	0,1117	...
...

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Testing Terhadap Database Normal Dalam Bentuk Bilangan Desimal

D2	1	2	3	4	5	...
1	0,1528	0,1696	0,2025	0,1838	0,1712	...
2	0,2983	0,3042	0,3428	0,3210	0,3110	...
3	0,1564	0,1492	0,1938	0,1682	0,1610	...
...

Kemudian hasil data yang berbentuk desimal dilakukan proses thresholding dimana bilangan dalam bentuk desimal tersebut dikonversi menjadi bilangan dalam bentuk biner. Pada proses jika nilai matrik kurang dari nilai batas jarak maka akan diberi nilai 0 tetapi jika nilai matrik bernilai lebih besar dari batas jarak maka akan diberi nilai 1. Hasil dari proses thresholding dapat dilihat pada tabel 7 dan tabel 8.

Tabel 7 Hasil Nilai Desimal Diubah Dalam Bentuk Nilai Binner Database Down Syndrome

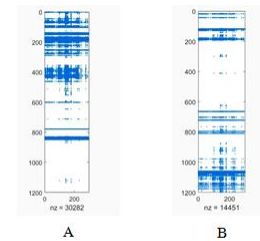
D	1	2	3	4	5	...
1	0	0	0	0	0	...
2	1	1	0	1	1	...
3	0	0	0	0	0	...
...

Tabel 8 Hasil Nilai Desimal Diubah Dalam Bentuk Nilai Binner Database Normal

D2	1	2	3	4	5	...
1	0	0	0	0	0	...
2	0	0	0	0	0	...
3	0	0	0	0	0	...
...

Kemudian setelah dilakukannya proses *thresholding* maka dihasilkan dua buah histogram. Pada gambar 7 merupakan hasil plotting data *testing* setelah diuji dengan database dimana dapat dilihat bahwa terdapat dua buah histogram yaitu gambar A merupakan gambar histogram *testing uji down syndrome* dan gambar B histogram *testing uji normal*. Pada gambar 7 bagian A merupakan matrik A dimana merupakan matrik Boolean (kondisi) yang akan bernilai 1 atau true jika jarak histogram data testing yang berjumlah 300 data dan *database down syndrome* yang berjumlah 1200 data histogram. Pada gambar bagian A tersebut dapat dilihat bahwa jarak yang memiliki nilai dibawah 0.09 atau memiliki nilai 1 berjumlah 30282. Sementara matrik B yang merupakan matrik Boolean

memiliki hasil dari seleksi data testing terhadap *database* normal memiliki jumlah *true* atau bernilai satu sebanyak 14451.



A. Histogram Down Syndrome; B. Histogram Normal

Gambar 7. Proses Matrik Hasil Seleksi Tetangga dengan threshold 0.09 untuk dua jenis jarak antar histogram testing terhadap database Down syndrome dan terhadap database Normal

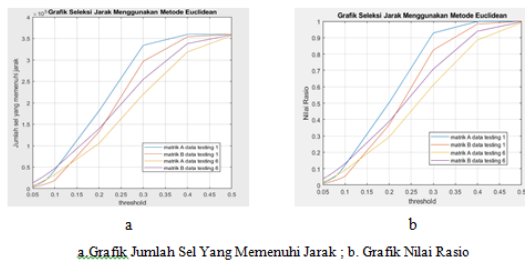
Dari histogram tersebut akan didapat jumlah matrik yang bernilai dibawah nilai threshold. Pada tabel 9 merupakan hasil seleksi tetangga pada data testing 1 dan data testing 6 menggunakan metode Euclidean dengan variasi nilai threshold 0.05-0.5. Data testing 1 dan data testing 6 digunakan untuk contoh hasil seleksi tetangga dikarenakan testing 1 merupakan data testing anak penderita down syndrome dan testing 6 merupakan data testing anak normal.

Tabel 9. Hasil Seleksi Jarak Data Testing 1&6 Menggunakan Metode Euclidean

No	Data Testing	Threshold	Metode	A	B	Rasio A	Rasio B
1	Data Testing 1	0.05	Euclidean	4803	2707	0.0133	0.0075
2	Data Testing 6			6824	13376	0.0190	0.0372
3	Data Testing 1	0.06		8685	5114	0.0241	0.0142
4	Data Testing 6			10819	19051	0.0301	0.0529
5	Data Testing 1	0.07		13821	7843	0.0384	0.0218
6	Data Testing 6			15651	25266	0.0435	0.0702
7	Data Testing 1	0.08		20091	10811	0.0558	0.0300
8	Data Testing 6			20952	32048	0.0582	0.0890
9	Data Testing 1	0.09		30282	14451	0.0841	0.0401
10	Data Testing 6			26621	39398	0.0739	0.1092
11	Data Testing 1	0.1		43273	19021	0.1202	0.0528
12	Data Testing 6			32576	47019	0.0905	0.1306
13	Data Testing 1	0.2		181067	132314	0.5030	0.3675
14	Data Testing 6			105424	139483	0.2928	0.3875
15	Data Testing 1	0.3		334104	296797	0.9281	0.8244
16	Data Testing 6			220133	254761	0.6115	0.7077
17	Data Testing 1	0.4		359586	353784	0.9989	0.9827
18	Data Testing 6			318722	338073	0.8853	0.9391
19	Data Testing 1	0.5		360000	359983	1	1
20	Data Testing 6			356700	358614	0.9908	0.9962

Dari data hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa semakin besar threshold yang diberikan maka matrik

yang bernilai dibawah nilai threshold semakin banyak begitu juga rasio akan semakin tinggi dimana semakin besar nilai *threshold* yang diberikan maka data tidak dapat dibedakan. Jika diplottingkan dalam sebuah grafik maka akan menghasilkan grafik plotting pada gambar 8 berikut.



Gambar 8. Hasil Seleksi Tetangga Data Testing 1 & 6 Metode Euclidean

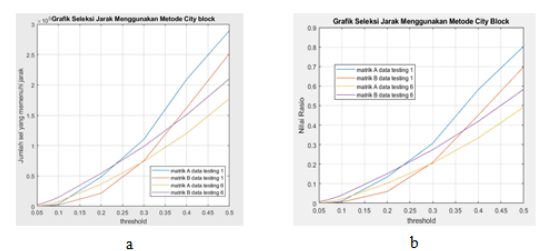
Pada gambar 8 diatas dapat diketahui bahwa keempat garis tersebut merupakan matrik a dan Matrik b data *testing 1* dan *testing 6* dimana data *testing 1* adalah penderita *down syndrome* dan *testing 6* adalah orang normal. Pada bagian grafik a dapat diketahui bahwa garis grafik data *testing 1* menunjukkan bahwa nilai matrik a lebih besar dari matrik b begitu juga pada grafik bagian b rasio pada *data testing 1* nilai rasio matrik a lebih besar dari matrik b dari keadaan tersebut dapat disimpulkan bahwa data *testing 1* dapat diklasifikasikan sebagai penderita *down syndrome*. Pada garis grafik data *testing 6* juga dapat dilihat bahwa grafik bagian a dan bagian b nilai matrik b lebih besar daripada nilai matrik a dimana dalam keadaan tersebut data *testing* dapat diklasifikasikan sebagai orang normal. Pada pengklasifikasian menggunakan metode Euclidean pemberian nilai *threshold* sebesar 0.1 sampai 0.35 sudah dapat mengklasifikasikan dengan baik dan pada *threshold* 0.4 sampai 0.5 matrik hampir tidak dapat dibedakan karena pemberian *threshold* yang terlalu besar.

Selanjutnya hasil seleksi tetangga pada data *testing 1* dan data *testing 6* menggunakan metode *City block* dengan variasi nilai *threshold* 0.05-0.5.dapat dilihat pada tabel 10 berikut.

Tabel 10. Hasil Seleksi Jarak Data Testing 1&6 Menggunakan Metode City block

No	Data Testing	Threshold	Metode	A	B	Rasio A	Rasio B
1	Data Testing 1	0.05	Cityblock	311	200	0.0000086	0.000018
2	Data Testing 6			1063	2735	0.003	0.0076
3	Data Testing 1	0.06		590	153	0.0016	0.000042
4	Data Testing 6			1778	4449	0.0049	0.0124
5	Data Testing 1	0.07		1058	345	0.0029	0.000095
6	Data Testing 6			2838	6540	0.0079	0.0182
7	Data Testing 1	0.08		1696	743	0.0047	0.0021
8	Data Testing 6			4144	8982	0.0115	0.0230
9	Data Testing 1	0.09		2536	1332	0.0070	0.0037
10	Data Testing 6			5778	11722	0.0161	0.0326
11	Data Testing 1	0.1		3783	2098	0.0105	0.0058
12	Data Testing 6			7667	14842	0.0213	0.0412
13	Data Testing 1	0.2		48531	21555	0.1348	0.0599
14	Data Testing 6			36566	54444	0.1016	0.1512
15	Data Testing 1	0.3		110420	75111	0.3067	0.2086
16	Data Testing 6			73947	98651	0.2054	0.2740
17	Data Testing 1	0.4		209299	162293	0.5814	0.4508
18	Data Testing 6			120206	150860	0.3339	0.4191
19	Data Testing 1	0.5		289383	251618	0.8038	0.6989
20	Data Testing 6			177295	210071	0.4925	0.5835

Dari data hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *City block* juga menghasilkan semakin besar *threshold* yang diberikan maka matrik yang bernilai dibawah nilai *threshold* semakin banyak begitu juga rasio akan semakin tinggi tetapi semakin besar nilai *threshold* yang diberikan data semakin mudah dibedakan. Jika diplottingkan dalam sebuah grafik maka akan menghasilkan grafik plotting pada gambar 9 berikut.



Gambar 9. Hasil Seleksi Tetangga Data Testing 1 & 6 Metode City block

Gambar 9. Hasil Seleksi Tetangga Data Testing 1 & 6 Metode City block

Pada gambar 9 diatas dapat diketahui bahwa keempat garis tersebut merupakan matrik A dan Matrik B data *testing 1* dan *testing 6* dimana data *testing 1* adalah penderita *down syndrome* dan *testing 6* adalah orang normal. Pada bagian grafik a dapat

diketahui bahwa garis grafik data testing 1 menunjukkan bahwa nilai matrik A lebih besar dari matrik B begitu juga pada grafik bagian b rasio pada data testing 1 nilai rasio matrik A lebih besar dari matrik B dari keadaan tersebut dapat disimpulkan bahwa data testing 1 dapat diklasifikasikan sebagai penderita *down syndrome*. Pada garis grafik data testing 6 juga dapat dilihat bahwa grafik bagian a dan bagian b nilai matrik B lebih besar daripada nilai matrik A dimana dalam keadaan tersebut data testing dapat diklasifikasikan sebagai orang normal. Pada pengklasifikasian menggunakan metode City block pemberian nilai threshold sebesar 0.15 sampai 0.5 sudah dapat mengklasifikasikan dengan baik dan pada threshold 0.05 sampai 0.1 matrik hampir tidak dapat dibedakan karena pemberian *threshold* yang terlalu kecil.

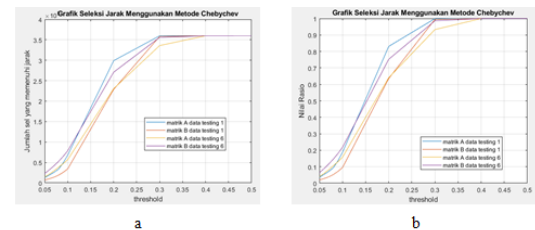
Hasil seleksi tetangga pada data testing 1 dan data testing 6 yang terakhir yaitu menggunakan metode Chebychev dengan variasi nilai threshold 0.05-0.5 dapat dilihat pada tabel 11 berikut.

Tabel 11. Hasil Seleksi Jarak Data Testing 1&6 Menggunakan Metode Chebychev

No	Data Testing	Threshold	Metode	A	B	Rasio A	Rasio B
1	Data Testing 1	0.05	Chebychev	12998	7121	0.0361	0.0198
2	Data Testing 6	0.06		14299	22914	0.0397	0.0637
3	Data Testing 1			19109	10118	0.0531	0.0281
4	Data Testing 6	0.07		21329	31832	0.0592	0.0884
5	Data Testing 1			25660	13802	0.0713	0.0383
6	Data Testing 6	0.08		29264	41763	0.0813	0.1160
7	Data Testing 1			33654	18860	0.0935	0.0524
8	Data Testing 6	0.09		38021	52433	0.1056	0.1456
9	Data Testing 1			48638	25600	0.1351	0.0711
10	Data Testing 6	0.1		46993	64655	0.1305	0.1796
11	Data Testing 1			67624	34108	0.1878	0.0947
12	Data Testing 6	0.2		56743	78493	0.1576	0.2180
13	Data Testing 1			299039	228783	0.8307	0.6355
14	Data Testing 6	0.3		230618	270916	0.6406	0.7525
15	Data Testing 1			359862	358218	0.9996	0.9951
16	Data Testing 6	0.4		335915	355077	0.9331	0.9863
17	Data Testing 1			360000	360000	1	1
18	Data Testing 6	0.5		359976	359963	0.9999	0.9999
19	Data Testing 1			360000	360000	1	1
20	Data Testing 6			360000	360000	1	1

Dari data hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode Chebychev juga menghasilkan semakin besar *threshold* yang diberikan maka matrik yang bernilai dibawah nilai

threshold semakin banyak begitu juga rasio akan semakin tinggi dan semakin besar nilai *threshold* yang diberikan data tidak dapat dibedakan. Jika diplottingkan dalam sebuah grafik maka akan menghasilkan grafik plotting pada gambar 10 berikut.



a. Grafik Jumlah Sel Yang Memenuhi Jarak ; b. Grafik Nilai Rasio

Gambar 10. Hasil Seleksi Tetangga Data Testing 1 & 6 Metode Chebychev

Pada gambar 10 diatas dapat diketahui bahwa keempat garis tersebut merupakan matrik A dan Matrik B data testing 1 dan testing 6 dimana data testing 1 adalah penderita *down syndrome* dan testing 6 adalah orang normal. Pada bagian grafik a dapat diketahui bahwa garis grafik data testing 1 menunjukkan bahwa nilai matrik A lebih besar dari matrik B begitu juga pada grafik bagian b rasio pada data testing 1 nilai rasio matrik A lebih besar dari matrik B dari keadaan tersebut dapat disimpulkan bahwa data testing 1 dapat diklasifikasikan sebagai penderita *down syndrome*. Pada garis grafik data testing 6 juga dapat dilihat bahwa grafik bagian a dan bagian b nilai matrik B lebih besar daripada nilai matrik A dimana dalam keadaan tersebut data testing dapat diklasifikasikan sebagai orang normal. Pada pengklasifikasian menggunakan metode Chebychev pemberian nilai threshold sebesar 0.08 sampai 0.25 sudah dapat mengklasifikasikan dengan baik dan pada *threshold* 0.3 sampai 0.5 matrik hampir tidak dapat dibedakan karena pemberian *threshold* yang terlalu besar.

f. Pengujian Data Testing

Pengujian data testing pada penelitian ini menggunakan 12 video anak dan remaja yang sedang mengucapkan kata a,i,u,e,o dimana setiap video diesktrak menjadi 300 frame. Hasil dari ekstrak frame tersebut kemudian dilakukan cropping bagian mulut dimana resolusi setiap frame yang digunakan sebesar 1366x768 piksel. setiap hasil cropping 300 frame disimpan didalam satu berdasarkan jenis video. Proses pengujian menggunakan variasi nilai *threshold* dimana diberikannya variasi nilai *threshold* bertujuan untuk mendapatkan hasil deteksi yang lebih akurat. Variasi nilai *threshold* yang diberikan sebesar 0,05-0,5. Selain variasi nilai *threshold* yang diberikan, pada penelitian ini juga menggunakan tiga variasi perhitungan jarak diantaranya *Euclidean*, *City block*, dan *Chebychev*. Setiap variasi nilai *threshold* akan diujikan pada tiga variasi perhitungan jarak dimana akan didapatkan nilai rasio dari hasil data testing yang diuji dengan database *down syndrome* dan database normal. Proses pengujian data testing nantinya akan menghasilkan nilai akurasi setiap metode dan *threshold* yang diberikan dengan rumus sebagai berikut.

$$Akurasi(\%) = \frac{\text{Jumlah data benar terklasifikasi}}{\text{Jumlah data testing}} \times 100\% \quad (3)$$

Hasil secara keseluruhan data pengujian dapat dilihat pada tabel 12 berikut.

Tabel 12. Hasil Klasifikasi dan Akurasi Pengujian

No	Threshold	Euclidean			Chebychev			City block		
		A	B	C	A	B	C	A	B	C
1	0.05	10	2	83.3	11	1	91.6	9	3	75
2	0.06	11	1	91.6	11	1	91.6	9	3	75
3	0.07	11	1	91.6	11	1	91.6	9	3	75
4	0.08	11	1	91.6	12	0	100	9	3	75
6	0.1	12	0	100	12	0	100	9	3	75
7	0.2	11	1	91.6	11	1	91.6	12	0	100
8	0.3	11	1	91.6	9	0	75	11	1	91.6
9	0.4	10	1	83.3	0	0	0	11	1	91.6
10	0.5	5	0	41.7	0	0	0	11	1	91.6

Catatan: A: Jumlah data testing yang terklasifikasi Benar;

B: Jumlah data testing yang terklasifikasi Salah;

C: Akurasi(%)

Pada tabel 12 dapat dilihat bahwa *threshold* yang berkisar 0.08-0.2 dapat mengklasifikasikan data dengan baik untuk pengaplikasian metode Euclidean dan Chebychev dibuktikan dengan pengklasifikasian data yang tidak benar kurang lebih 1 data saja dan hasil nilai akurasi paling tinggi sebesar 100% kemudian akurasi terendah sebesar 91.6%. Pada metode City block *threshold* yang dapat megklasifikasikan dengan baik berkisar antara 0.2-0.5 dimana pada *threshold* tersebut metode City block dapat mengklasifikasikan dengan baik dibuktikan dengan data yang diklasifikasikan tidak benar hanya 1 data dan akurasi paling tinggi sebesar 100% kemudian akurasi terendah sebesar 91.6%

4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa metode *Local Binary Pattern* (LBP) yang diberikan variasi metode perhitungan jarak seperti Euclidean, Chebyche, dan City block dapat mengklasifikasikan anak penderita *down syndrome* dengan akurasi yang tinggi. Pemberian *threshold* sebesar 0.1-0.2 sudah memberikan hasil pengklasifikasian yang sangat baik. Kesimpulan penelitian ini yaitu metode yang memiliki akurasi paling tinggi yaitu metode Chebychev kemudian Euclidean dan yang terakhir adalah metode City block.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Zhao, Q., Rosenbaum, K., Sze, R., Zand, D., Summar, M., & Linguraru, M. G. 2013. Down Syndrome Detection From Facial Photographs Using Machine Learning Techniques. *Medical Imaging 2013: Computer-Aided Diagnosis*, 8670(February), 867003.

- <https://doi.org/10.1117/12.2007267>.
[Diakses pada 12 Desember 2021].
- [2] Irwanto, H. Wicaksono, A. Ariefa, & S. Mariana. 2019. A-Z Sindrom Down.
[https://repository.unair.ac.id/89288/1/A-ZSindrom Down_compressed.pdf](https://repository.unair.ac.id/89288/1/A-ZSindrom_Down_compressed.pdf). [Diakses pada 14 Desember 2021].
- [3] Astuti, D. 2019. Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dan Convolutional Neural Network (CNN). *Skripsi*. Palembang: Universitas Sriwijaya.
- [4] Putri, A. R. 2016. Pengolahan Citra Dengan Menggunakan Web Cam Pada Kendaraan Bergerak Di Jalan Raya. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 1(01), 1–6.
<https://doi.org/10.29100/jipi.v1i01.18>. [Diakses pada 12 Desember 2021].
- [5] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. 1996. A Comparative Study Of Texture Measures With Classification Based On Feature Distributions. *Pattern Recognition*, 29(1), 51–59.
[https://doi.org/10.1016/0031-3203\(95\)00067-4](https://doi.org/10.1016/0031-3203(95)00067-4). [Diakses pada 12 Desember 2021].
- [6] Muslihah, I., & Imaduddin, H. 2020. Perbandingan Algoritma Eigenface Dengan Local Binary Pattern (Lbp) Pada Pengenalan Wajah. *Proceeding Seminar Nasional & Call For Papers*, November 2020, 1–8.
- [7] Ismail, Y., Ika Purwanti, N. P., Sutardi, & LM, B. A. 2019. Pengenalan Wajah Berbasis Perhitungan Jarak Fitur LBP Menggunakan Euclidean, Manhattan, Chi Square Distance. *Semnastik*, 386–393.