

IDENTIFIKASI POLA SIDIK BIBIR PADA IDENTITAS MANUSIA MENGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* DAN *LOCAL BINARY PATTERN* DENGAN KLASIFIKASI *DECISION TREE* *PATTERN* SEBAGAI APLIKASI BIDANG FORENSIK BIOMETRIK

*Identification of Lip Print Pattern on Human Identity
Using Gray Level Co-Occurrence Matrix and Local Binary Pattern Method
with Decision Tree Pattern Classification for Biometric of Forensic Application*

Angrinda Kharisma Putri¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², drg. Yuti Malinda, MM., M. Kes³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

¹angrinda@student.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id,

³yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Proses identifikasi pada individu dilakukan dengan dua metode yaitu identifikasi primer dan sekunder. Sidik bibir menjadi identifikasi sekunder jika pemeriksaan pada identifikasi primer tidak mendapatkan hasil yang akurat. Sidik bibir memiliki pola yang unik dan stabil dan tidak berubah seiring bertambahnya umur individu. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dengan klasifikasi ciri *Decision Tree*. Citra latih yang digunakan berjumlah 50 dan 36 citra uji. Penelitian ini bertujuan untuk memudahkan proses identifikasi kepemilikan sidik bibir yang merupakan hasil kerjasama Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran dengan mahasiswa Universitas Telkom. Hasil dari penelitian ini didapatkan metode terbaik adalah GLCM dengan nilai akurasi sebesar 83,3333% menggunakan parameter orde dua energi, korelasi, homogenitas, kontras dan 8 level kuantisasi. Pada LBP dihasilkan akurasi sebesar 61,1111% dengan radius $R=1$ dengan masing-masing metode menggunakan klasifikasi *Decision Tree*.

Kata Kunci: *Odontologi Forensik, Biometrik, Sidik Bibir, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, Decision Tree*

Abstract

The process of identification in individual work with two methods, primary and secondary identification. Lip print becomes secondary identification if examination on primary identification does not get accurate results. Lip print has a unique and stable pattern and does not change with the age of the individual. This research uses extraction method of *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) and *Local Binary Pattern* (LBP) method with *Decision Tree* classification. The training images that is used amounted to 50 and 36 images of testing data. This research aims to facilitate the identification ownership process of lip prints that obtained a collaboration between Dentistry Faculty of Padjadjaran University and students of Telkom University. The results of this research obtained the best method is GLCM with accuracy value equal to 83.33333% using the second order parameter; energy, correlation, homogeneity, contrast and 8 quantization levels. The LBP results equal to 61.1111% with radius $R = 1$ with each method using the *Decision Tree* classification.

Keywords: *Odontology Forensic, Biometric, Lip Print Pattern, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Local Binary Pattern, Decision Tree*

1. Pendahuluan

Di Indonesia marak terjadi kasus-kasus pembunuhan serta kasus pencurian. Pelaku ataupun korban pada kasus-kasus tersebut memiliki jejak di tempat kejadian perkara. Jejak seperti sidik jari, darah maupun sidik bibir dapat diproses untuk diidentifikasi identitas kepemilikannya.

Forensik berperan penting dalam proses pengidentifikasian individu yang sulit untuk dikenali identitasnya baik individu yang masih hidup atau yang telah meninggal dunia, terutama pada kasus bencana alam dan kematian. Korban jiwa yang hilang identitas fisiknya seperti kartu tanda pengenal atau tubuh yang hancur mengakibatkan sulit untuk dikenali. Maka dari itu, untuk mempermudah proses pengidentifikasian korban jiwa para penyidik membutuhkan suatu sistem yang handal untuk dipakai.

Pada bidang forensik, ada beberapa bagian tubuh manusia yang polanya berbeda pada setiap individu serta tidak berubah dengan bertambahnya umur dan kondisi lingkungan diantaranya adalah selaput mata, enamel gigi, sidik jari, maupun sidik bibir. Pola sidik bibir dimanfaatkan sebagai bahan utama dalam penelitian yang dilakukan. Penelitian ini menggunakan dua metode yaitu *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Local Binary Pattern* (LBP).

GLCM dan LBP dipilih pada penelitian ini karena kedua metode tersebut umum digunakan dalam mengolah tekstur, seperti tekstur pada bibir manusia. Klasifikasi pola *Decision Tree* dibutuhkan untuk mengklasifikasikan kelas setiap garis bibir individu untuk mendapatkan hasil keluaran ciri dari setiap individu. Hasil penelitian ini berupa identitas individu yang dilihat dari tipe bibir yang menjadi keluaran sistem.

2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi Forensik atau Kedokteran Gigi Forensik merupakan cabang ilmu dari ilmu kedokteran gigi yang mempelajari cara-cara penanganan dan pemeriksaan bukti-bukti melalui gigi dan evaluasi serta pemaparan hasil-hasil penemuan yang berhubungan dengan rongga mulut untuk kepentingan pengadilan [1].

Odontologi Forensik memiliki tiga bidang utama pemanfaatan, yaitu:

1. Pemeriksaan diagnostik dan terapik serta evaluasi luka rahang, gigi, dan jaringan lunak oral.
2. Identifikasi individu, khususnya korban pada investigasi kriminal atau bencana massal.
3. Identifikasi, pemeriksaan, dan evaluasi tanda gigitan yang terjadi dengan beberapa frekuensi dalam serangan seksual, kasus penganiayaan anak, dan dalam situasi pertahanan pribadi [2].

2.1.1 Bibir

Bibir merupakan dua lipatan otot yang membentuk gerbang mulut, terdiri dari bibir bagian atas dan bibir bagian bawah. Bibir luar ditutup oleh jaringan kulit, sedangkan bagian dalam ditutupi oleh mukosa mulut. Menurut *The American Joint Committee of Cancer*, bibir merupakan bagian dari *cavum oris*, mulai dari perbatasan *vermilion*-kulit dan meliputi seluruh *vermilion* saja. Bibir terdiri dari tiga bagian, yaitu kulit, *vermilion*, dan mukosa [3].

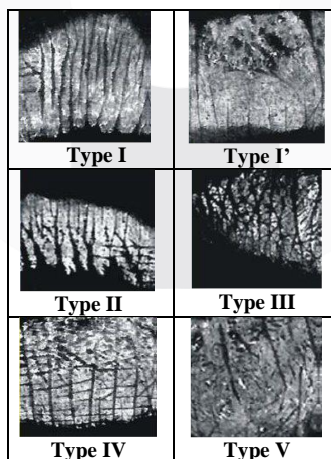
2.1.2 Sidik Bibir

Sidik bibir merupakan garis-garis kecil pada bibir bersifat stabil dan konsisten yang tidak berubah oleh kondisi seperti perubahan bentuk bibir, perubahan warna bibir, penyakit disekitar mulut, pecah-pecah, perubahan iklim, tersenyum, mengecup dan mulut terbuka.

2.1.3 Klasifikasi Pola Sidik Bibir

Pengklasifikasian pola sidik bibir yang digunakan penulis adalah klasifikasi pola sidik bibir Suzuki dan Tsuchihashi karena penelitian tersebut mengembangkan metode fotografi dalam pengambilan pola sidik bibir. Suzuki dan Tsuchihashi (1970) mengklasifikasikan pola sidik bibir menjadi 6 tipe, yaitu [1]:

1. Tipe I : alur vertikal di sepanjang permukaan bibir (*complete straight grooves*)
2. Tipe I' : alur vertikal seperti tipe I, tetapi tidak disepanjang permukaan bibir (*partial straight grooves*)
3. Tipe II : alur yang bercabang (*branched grooves*)
4. Tipe III : alur yang saling memotong (*intersected grooves*)
5. Tipe IV : alur yang menyerupai jala (*reticular grooves*)
6. Tipe V : alur yang memiliki tipe yang berbeda dari tipe I-IV (*undifferentiated grooves*)



Gambar 1. Klasifikasi Pola Sidik Bibir Suzuki dan Tsuchihashi [1]

2.2 Citra Digital

Sebuah citra digital terdiri dari sejumlah elemen yang berhingga, dimana masing-masing mempunyai lokasi dan nilai tertentu. Elemen-elemen ini disebut sebagai *picture element*, *image element*, *pels* atau *pixels* [4].

Citra digital memiliki nilai x dan y yang nilai antara 1 sampai 256 dan nilai tingkat kecerahan berkisar dari 0 (hitam) sampai 255 (putih). Sebuah citra digital adalah sebuah larik *array* besar yang berisi *sample point* dari sebuah gambar kontinyu, yang masing-masing *point* mempunyai kuantitas kecerahan yang disebut dengan istilah *pixel*. Citra digital dinyatakan dengan matriks berukuran $N \times M$, dimana N adalah baris dan M adalah kolom [5].

2.3 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah salah satu metode yang digunakan untuk mendapatkan ekstraksi ciri dari suatu tekstur gambar dan diartikan sebagai nilai kecerahan *pixel* (tingkat keabuan) yang memiliki kombinasi yang berbeda. Proses-proses pada metode GLCM diantaranya [6]:

1. *Quantization*, merupakan konversi nilai *grayscale* (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level-level) nilai tertentu. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.
2. *Co-Occurrence*, yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas *pixel* bertetangga dengan satu level intensitas *pixel* lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu (d, θ).
3. *Symmetric*, diartikan sebagai kemunculan posisi *pixel* yang sama.
4. *Normalization*, yaitu proses membagi setiap angka matriks pada matriks *symmetric* dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut.
5. *Feature Extraction*
 - a. *Energy*, menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra. Semakin homogen tekstur citra maka nilai energi semakin tinggi.

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (1)$$

Dimana, i = baris, j = kolom, N = jumlah *pixel*

- b. *Contrast*, merupakan suatu variasi antar derajat keabuan di suatu matrik pada citra. Kontras bernilai 0 untuk gambar yang konstan.

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (2)$$

- c. *Homogeneity*, menunjukkan kehomogenan citra yang derajat keabuannya sejenis. Citra homogen akan memiliki *homogeneity* yang besar.

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (3)$$

- d. *Correlation*, mengukur ketidakmiripan suatu tekstur di mana nilainya akan besar bila acak dan bernilai kecil jika seragam.

$$Correlation = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)} \right] \quad (4)$$

2.4 Local Binary Pattern (LBP)

LBP diartikan sebagai ukuran tekstur *grayscale* yang dihasilkan dari tekstur sekitarnya. Tekstur *grayscale* tersebut adalah tingkat keabuan yang ditransformasikan ke dalam pola biner yang mewakili karakteristik tekstur dengan proses *threshold*. Operasi LBP bekerja pada ukuran *pixel* 3x3 yang di *threshold* tetanggaannya berpusat pada *pixel* tengah. Jumlah histogram yang dihasilkan bergantung pada nilai *pixel* tengah yang dibandingkan dengan *pixel* ketetanggaannya [7].

$$LBP_{P,R}(x,y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_c - g_p) 2^p, s(z) = \begin{cases} 1, z \geq 0 \\ 0, z < 0 \end{cases} \quad (5)$$

2.5 Decision Tree Pattern

Decision tree adalah suatu metode pengklasifikasian berbentuk pohon yang sering digunakan untuk pengenalan pola. Citra bibir yang telah diekstraksi cirinya, diklasifikasikan sesuai dengan kelas-kelas tipe bibir yang sudah ditentukan polanya. Data latih yang telah diklasifikasikan berguna untuk membuat pola yang menjadi aturan bagi data uji sebagai suatu prediksi kelas tipe-tipe bibir. Untuk mendapatkan sebuah rentang kelas *root* pada klasifikasi *Decision Tree*, berikut persamaan yang digunakan.

$$Rentang\ Kelas = \frac{Nilai\ Max\ Kelas\ 1 + Nilai\ Min\ Kelas\ 2}{2} \quad (6)$$

Dimana, Nilai *Max* Kelas 1 = nilai maksimal pada data kelas terkecil

Nilai *Min* Kelas 2 = nilai terkecil pada kelas terdekat kelas terkecil

3. Perancangan Sistem

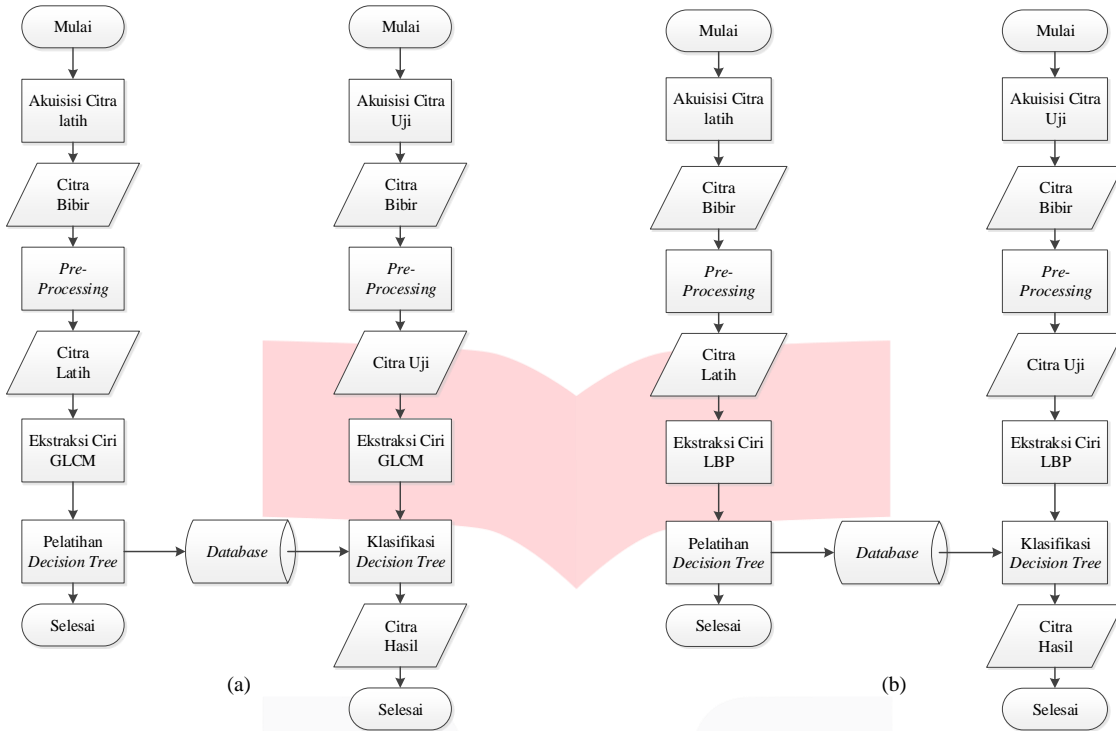
Sistem dirancang dengan menggunakan MATLAB dengan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Local Binary Pattern*, yang diklasifikasikan dengan metode *Decision Tree Pattern*. Sistem dapat digambarkan dengan blok diagram berikut.



Gambar 2. Blok Diagram Sistem

3.1 Diagram Alir

Tahap yang dilakukan untuk mendapatkan sebuah citra hasil yaitu tahap latih dan tahap uji citra. Tahap latih adalah tahap pencarian nilai ciri pada citra untuk dijadikan *database* untuk diproses pada tahap uji. Tahap uji adalah tahap pengujian citra untuk diklasifikasikan oleh sistem dengan metode *Decision Tree*.



Gambar 3. Diagram Alir (a) GLCM dan (b) LBP

3.2 Pre-processing

Pre-processing adalah tahap meningkatkan kualitas citra dengan membuang informasi yang tidak diperlukan sehingga mempermudah proses ekstraksi citra. *Resize* dilakukan untuk menyetarakan ukuran citra masukan sehingga ukuran citra hasil yang dikeluarkan memiliki ukuran yang sama.



Gambar 4. Blok Diagram *Pre-Processing*

3.3 Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi

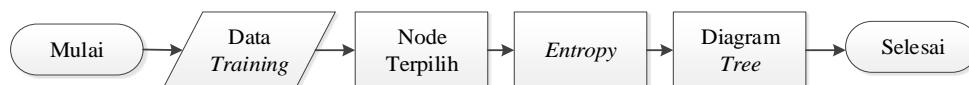
Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan suatu ciri dari citra bibir masukan yang menghasilkan tipe-tipe pola sidik bibir 1, 1', 2, 3, 4 dan 5 setelah melalui tahap klasifikasi. Citra bibir yang menjadi data masukan dibagi menjadi 4 regio penting dihitung dari *median line* bibir. Setiap regio bibir dilakukan pembagian 5 tipe pola yang menjadikan ciri spesifik setiap citra masukan.



Gambar 5. Proses Ekstraksi Ciri GLCM



Gambar 6. Proses Ekstraksi Ciri LBP



Gambar 7. Proses *Decision Tree*

3.4 Performansi Sistem

Parameter-parameter yang digunakan untuk mengetahui hasil evaluasi performansi adalah sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

Akurasi sistem diartikan sebagai ukuran ketepatan kerja sistem dalam mengenali data masukan sehingga menghasilkan data keluaran yang benar.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \quad (7)$$

2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang diperlukan sistem untuk melakukan proses hingga selesai.

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{Waktu Akhir} - \text{Waktu Mulai} \quad (8)$$

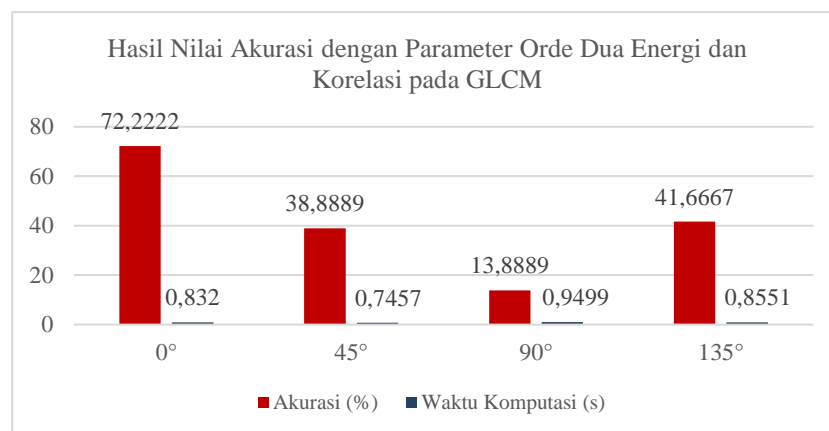
4. Hasil Pengujian Sistem

4.1 Pengaruh Parameter Orde Dua Energi dan Korelasi pada GLCM

Berikut adalah hasil pengujian skenario pertama dari sistem GLCM. Metode GLCM memiliki arah orientasi sudut yang berpengaruh pada hasil pengujian. Hasil pengujian berupa nilai akurasi dan waktu komputasi. Tahap ini menggunakan jarak $d=1$ dan nilai level kuantisasi 8. Tabel 1 adalah hasil pengujian skenario pertama dan dapat digambarkan pada gambar 8.

Tabel 1. Hasil Pengujian Parameter Energi dan Korelasi pada GLCM

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0°	72,2222	0,832
45°	38,8889	0,7457
90°	13,8889	0,9499
135°	41,6667	0,8551



Gambar 8. Hasil Pengujian Parameter Energi dan Korelasi pada GLCM

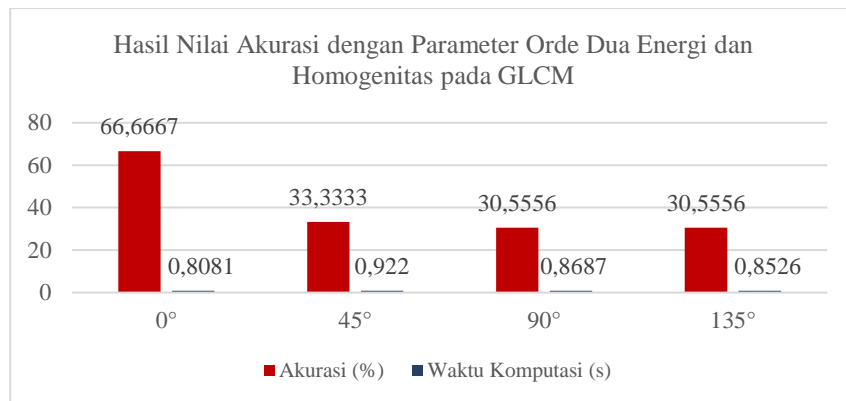
Berdasarkan tabel 1 dan gambar 8 dapat dilihat bahwa akurasi terbesar adalah 72,2222 % pada arah 0° dengan waktu komputasi 0,832 *seconds*.

4.2 Pengaruh Parameter Orde Dua Energi dan Homogenitas pada GLCM

Skenario kedua dilakukan dengan menggunakan parameter energi dan homogenitas dengan jarak $d=1$ dan level kuantisasi 8 pada sistem GLCM. Hasil pengujian pada skenario kedua dapat digambarkan pada tabel 2 dan gambar 9 sebagai berikut.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter Energi dan Homogenitas pada GLCM

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0°	66,6667	0,8081
45°	33,3333	0,922
90°	30,5556	0,8687
135°	30,5556	0,8526



Gambar 9. Hasil Pengujian Parameter Energi dan Homogenitas pada GLCM

Hasil pada skenario kedua didapat akurasi terbaik sebesar 66,6667% pada arah orientasi sudut 0° dengan waktu komputasi terbaik yaitu 0,8081 *seconds*.

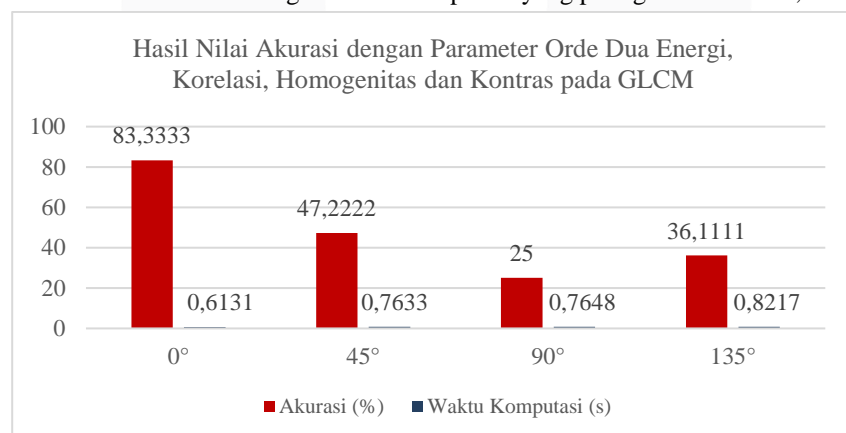
4.3 Pengaruh Parameter Orde Dua Energi, Korelasi, Homogenitas, dan Kontras pada GLCM

Skenario ketiga dilakukan dengan menggunakan Parameter energi, korelasi, homogenitas dan kontras dengan jarak $d=1$ dan level kuantisasi 8 pada sistem GLCM. Hasil pengujian skenario ketiga dengan empat parameter orde dua GLCM dapat dilihat pada tabel 3 dan gambar 10 sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter Energi, Korelasi, Homogenitas dan Kontras pada GLCM

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0°	83,3333	0,6131
45°	47,2222	0,7633
90°	25	0,7648
135°	36,1111	0,8217

Tabel 3 dan Gambar 10 menunjukkan hasil akurasi dengan empat parameter orde dua terbaik sebesar 83,3333% pada arah orientasi sudut 0° dengan waktu komputasi yang paling baik adalah 0,6131 *seconds*.



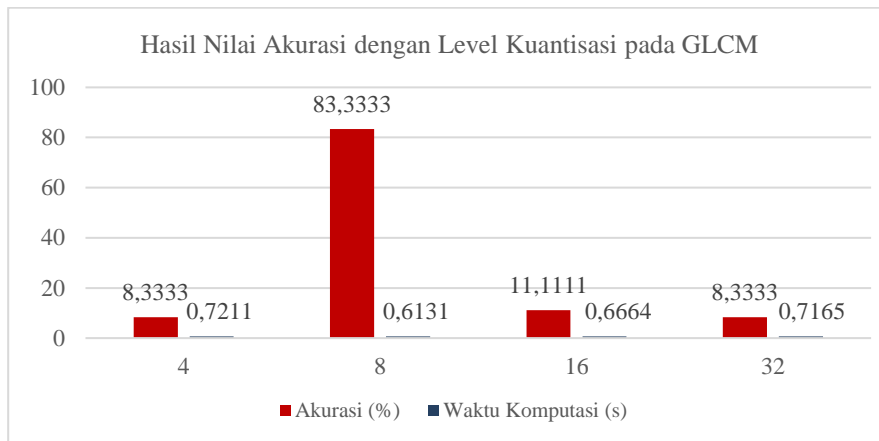
Gambar 10. Hasil Pengujian Parameter Energi, Korelasi, Homogenitas, dan Kontras pada GLCM

4.4 Pengaruh Level Kuantisasi pada GLCM

Rata-rata hasil akurasi terbaik dengan level kuantisasi 8 pada GLCM adalah pada skenario ketiga yaitu dengan menggunakan parameter orde kedua energi, korelasi, homogenitas dan kontras. Maka, skenario keempat dilakukan pengujian dengan menggunakan keempat parameter tersebut pada arah orientasi sudut 0° dengan jarak $d=1$ dan level kuantisasi yang terdapat pada GLCM adalah 4, 8, 16, dan 32. Hasil pengujian level kuantisasi pada GLCM dapat dilihat pada tabel 4 dan Gambar 11.

Tabel 4. Hasil Pengujian Level Kuantisasi pada GLCM

Level Kuantisasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
4	8,3333	0,7211
8	83,3333	0,6131
16	11,1111	0,6664
32	8,3333	0,7165



Gambar 11. Hasil Pengujian Level Kuantisasi pada GLCM

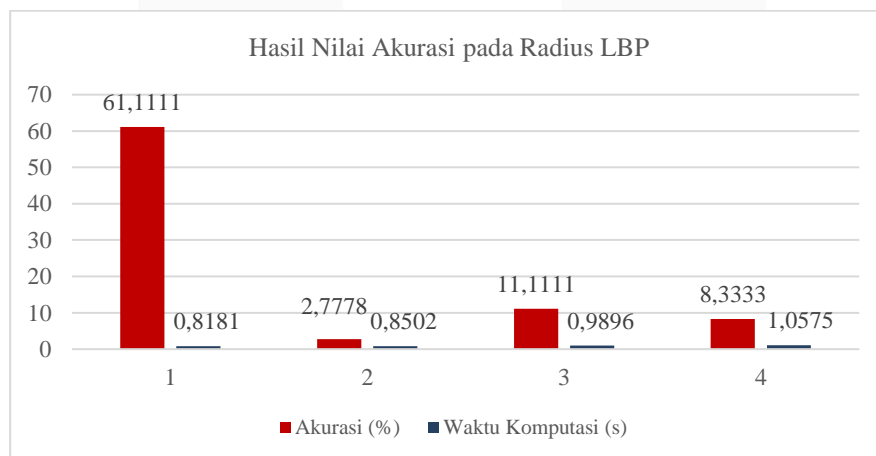
Setelah dilakukan pengujian dengan level kuantisasi, hasil akurasi terbaik yang diperoleh sebesar 83,3333% pada level kuantisasi 8 dengan waktu komputasi 0,6131 *seconds*. Dapat disimpulkan pengujian pada GLCM bahwa semakin baik ciri parameter dan semakin kecil level kuantisasi yang digunakan maka semakin tinggi nilai akurasi yang didapatkan, dan semakin tinggi akurasi maka waktu komputasi semakin rendah.

4.5 Pengaruh Radius Pixel pada LBP

Pada metode *Local Binary Pattern* dilakukan skenario pengujian pada radius *pixel* dari citra yang telah melewati tahap *pre-processing*. Radius dilakukan pada radius R=1, R=2, R=3, dan R=4. Tabel 5 adalah hasil pengaruh dari radius *pixel* pada LBP terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi yang digambarkan pada Gambar 12.

Tabel 5. Hasil Pengujian Radius *Pixel* pada LBP

Radius	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	61,1111	0,8181
2	2,7778	0,8502
3	11,1111	0,9896
4	8,3333	1,0575



Gambar 12. Hasil Pengujian pada Radius *Pixel* pada LBP

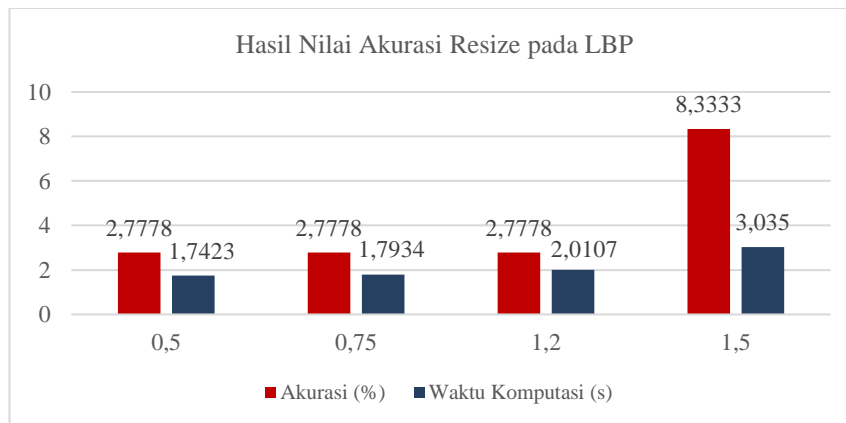
Berdasarkan pada tabel 5 dan gambar 12, akurasi terbaik yang diperoleh sebesar 61,1111% saat radius *pixel* LBP R=1 dengan waktu komputasi 0,8181 *seconds*. Semakin tinggi akurasi yang dihasilkan, maka semakin rendah waktu komputansi yang dibutuhkan sistem.

4.6 Pengaruh *Resize* pada LBP

Setelah didapatkan hasil pengujian pengaruh radius *pixel*, maka dilakukan pengujian *resize* terhadap hasil pengujian terbaik pada pengaruh radius. Didapatkan hasil pengujian radius *pixel* LBP terbaik R=1 dengan waktu komputasi 0,8181 *seconds*. Maka pengujian *Resize* dilakukan dengan menggunakan radius 1. Hasil pengujian *resize* dapat dilihat pada tabel 6 dan gambar 13.

Tabel 6. Hasil Pengujian Resize pada LBP

Resize	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0,5	2,7778	1,7423
0,75	2,7778	1,7934
1,2	2,7778	2,0107
1,5	8,3333	3,035

**Gambar 13.** Hasil Pengujian pada *Resize Pixel* pada LBP

Dapat dilihat bahwa setelah dilakukan *resize* hasil akurasi pada LBP menurun dengan akurasi terbaik hanya 8,3333% pada ukuran *resize* 1,5 dengan waktu komputasi tertinggi yaitu 3,035 *seconds*. Disimpulkan bahwa metode LBP pada penelitian ini tidak cocok dilakukan proses *resize*.

5. Kesimpulan

Sistem cukup mampu mengidentifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia menggunakan metode GLCM dan LBP dengan klasifikasi *decision tree* pada parameter tertentu. Parameter yang mempengaruhi hasil pengujian adalah ciri statistik orde dua pada GLCM yaitu energi, homogenitas, korelasi, kontras. Pada LBP hasil pengujian dipengaruhi oleh nilai radius *pixel* dan *resize pixel*. Sistem dapat mengidentifikasi seluruh pola sidik bibir Suzuki dan Tsuchihashi yaitu tipe 1, 1', 2, 3, 4, 5 dengan hasil terbaik yang diperoleh pada GLCM adalah dengan parameter orde dua energi, korelasi, homogenitas, kontras sebesar 83,3333% saat kondisi jarak $d=1$, arah orientasi 0° dan level kuantisasi sama dengan 8 dengan waktu komputasi adalah 0,6131 *seconds*. Pada LBP hasil terbaik yang diperoleh adalah saat radius *pixel* $R=1$ yaitu sebesar 61,1111% dengan waktu komputasi 0,8181 *seconds*. Berdasarkan hasil akurasi pada kedua metode, metode GLCM lebih baik digunakan untuk mengidentifikasi individu.

Daftar Pustaka

- [1] S. Kazuo and T. Y, "Personal Identification by Means of Lip Prints," *J Forensic Med*17, pp. 52-57, 1970.
- [2] P. G. Stimson and C. A. Mertz, *Forensic Dentistry*, United States of America: CRC Press LLC, 1997.
- [3] I. S. Septadina, *Identifikasi Individu dan Jenis Kelamin Berdasarkan Pola Sidik Bibir*, Palembang: Universitas Sriwijaya, Anantomi Fakultas Kedokteran, 2015.
- [4] F. A. Hermawati, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Andi, 2013.
- [5] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Andi, 2010.
- [6] M. Hall-Beyer, "GLCM Texture: a Tutorial Volume 3," Maret 2017. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/315776784>. [Accessed 1 November 2017]
- [7] E. Prakasa, "Ekstrasi Ciri Tekstur dengan Menggunakan Local Binary Pattern," vol. IX, no. 2, pp. 45-48, 2015.