

# Identifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Teraan Gigitan dengan Metode LBP dan Klasifikasi LVQ

<sup>1</sup>M.Fauzi Ishak, <sup>2</sup>Rita Purnamasari, <sup>3</sup>Murnisari Dardjan.

<sup>1,2</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Universitas Telkom, Bandung

<sup>3</sup> Prodi S1 Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran, Bandung

<sup>1</sup>fauziishak113@gmail.com, <sup>2</sup>ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id, <sup>3</sup>murnisari@fkg.unpad.ac.id

**Abstract-** Crime or criminality is anything that violates the law. The crimes committed are also various, one of them is violence with bites. One way to identify the person who did crime is by identification. The expert in handling the bite mark identification process is dental forensics. This day bite mark identification still through a very long inefficient process. Therefore, they need a better system that can help them to solve criminal cases. In the last research has been made a system to identification gender based on bitemark using Content-based Image Retrieval (CBIR) method and Learning Vector Quantization (LVQ) classification, but still have lack such as only using one parameter called intercanine, using pixel for the distance and still using manual cropping techniques. To solve this problem, image registration is used to adjust the test image with database image so that it can be proceed using Local Binary Pattern (LBP) method and Learning Vector Quantization (LVQ) classification. This research is designed to simplify gender identification process based on bite marks on criminal acts. System has performance with the greatest accuracy of 96,2% and computational time 94,452 seconds using 140 samples training data and 100 samples testing data. The existence of this system can be a comparison on gender identification based on bite marks using different methods and can be useful for dental forensic in identifying gender using bite marks pattern

**Keywords:** LBP , LVQ , image registration, Crime, Bite Mark

**Abstrak-**Kriminalitas atau tindak kriminal merupakan segala sesuatu yang melanggar hukum atau sebuah tindak kejahatan. Tindak kriminal yang dilakukan pun bermacam-macam salah satunya kekerasan dengan gigitan. Salah satu cara untuk mengetahui pelaku dari tindak kejahatan tersebut adalah dengan identifikasi. Identifikasi merupakan cara untuk menentukan individu korban atau pelaku kriminalitas. Bidang yang ahli dalam menangani proses identifikasi bite mark adalah forensik kedokteran gigi (*odontology forensic*). Proses identifikasi bite mark saat ini masih melalui proses yang sangat panjang dan tidak efisien. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat membantu bidang forensik kedokteran gigi dalam proses penyelesaian kasus kriminal. Pada penelitian sebelumnya telah dibuat sebuah sistem untuk mengidentifikasi jenis kelamin berdasarkan pola teraan gigitan menggunakan metode *Content-based Image Retrieval* (CBIR) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ), namun masih memiliki kekurangan seperti hanya menggunakan satu parameter gigi yaitu jarak kaninus, masih menggunakan satuan piksel dan masih menggunakan

teknik *cropping* manual. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan image registration dengan teknik *cropping* otomatis agar selanjutnya dapat diproses dengan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan Klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ). Penelitian ini dibuat bertujuan untuk memudahkan identifikasi jenis kelamin berdasarkan pola bite marks pada tindakan kriminalitas. Sistem tersebut mempunyai performansi dengan tingkat akurasi terbesar 96,2% dengan waktu komputasi 94,452 detik dengan menggunakan 140 sampel citra latih dan 100 citra uji. Dengan adanya sistem ini dapat menjadi pembanding dalam identifikasi jenis kelamin berdasarkan pola *bite mark* dengan menggunakan metode yang berbeda dan dapat bermanfaat untuk dunia odontologi forensik dalam melakukan identifikasi jenis kelamin menggunakan pola *bite marks*.

**Kata kunci :** LBP, LVQ, Pemugaran citra, Kriminal, *Bite Mark*.

## I. Pendahuluan

Kriminalitas merupakan segala tindakan yang melanggar hukum atau sebuah tindak kejahatan. Ada banyak jenis kejahatan mulai dari pemerkosaan, pembunuhan, kekerasan pada anak, dan lain-lain. Salah satu cara untuk mengetahui pelaku dari tindak kejahatan tersebut adalah dengan identifikasi. Terdapat beberapa metode dan cara yang dilakukan dalam proses identifikasi, salah satu contohnya dengan proses identifikasi melalui pola *bite mark* (pola gigitan). Bidang ahli dalam proses identifikasi melalui pola *bite mark* tersebut adalah bidang forensik kedokteran gigi (*odontology forensic*).

Pola *bite mark* yang ditemukan pada pelaku kriminalitas umumnya terdapat pada kasus kekerasan dan pemerkosaan, hal ini dilakukan korban untuk perlawanan dan melindungi diri dari perilaku pelaku kriminalitas, dan pola *bite mark* yang ditemukan pada korban umumnya terdapat pada kasus penganiayaan anak. Pola dari *bite mark* pada beberapa kasus kriminalitas merupakan bukti penting yang ditemukan pada tubuh pelaku kriminalitas atau korban kriminalitas yang digunakan untuk proses identifikasi dan penyelesaian sebuah kasus kriminal. Dalam proses identifikasi menggunakan pola *bite mark* sekarang ini masih memakan waktu yang banyak dalam prosesnya, waktu yang dikeluarkan untuk mencetak pola gigitan serta mengarsir pola *bite mark* ke dalam kertas lalu di analisa akan memakan waktu yang cukup lama. Dalam

prosesnya yang lama itu timbul masalah baru yaitu tingkat kefokusannya mata manusia dalam memfokuskan penglihatannya pada satu objek secara terus-menerus[1]. Pada penelitian sebelumnya telah dibuat sebuah sistem untuk mengidentifikasi jenis kelamin berdasarkan pola teraan gigitan menggunakan metode *Content-based Image Retrieval* (CBIR) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ), namun masih memiliki kekurangan yaitu tidak efisiennya masukan dari citra yang akan diuji. Citra teraan gigitan yang akan diuji harus memiliki ukuran dan letak yang sama dengan citra latih yang terdapat dalam *database*.

Mempertimbangkan permasalahan diatas, dibuatlah sebuah sistem Identifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Teraan Gigitan Berbasis Pemugaran Citra dengan Metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan Klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ). Diharapkan dengan adanya penambahan fitur *image registration* ini dapat mempermudah forensik kedokteran gigi dalam mengidentifikasi jenis kelamin berdasarkan pola teraan gigitan, dan dapat melengkapi kekurangan pada sistem sebelumnya untuk meningkatkan tingkat akurasi dan tidak memperlambat waktu komputasi

## II. Metode Penelitian

### A. Metode

Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahap penelitian sebelum perancangan sistem identifikasi jenis kelamin menggunakan Matlab. Tahap-tahap penelitian sebagai berikut:

#### 1. Penentuan sampel gigi

Dalam tahap ini dilakukan penentuan kriteria sampel gigi yang akan dijadikan sampel teraan gigitan dalam penelitian.

#### 2. Penentuan media sampel gigitan

Dalam tahap ini dilakukan penentuan media sampel gigitan dengan didampingi dokter Murnisari Dardjan selaku pembimbing dan bagian dari forensik kedokteran gigi, pada penelitian sebelumnya disimpulkan bahwa media terbaik untuk pengambilan sampel adalah coklat namun hasil yang didapat kurang maksimal dikarenakan media mudah meleleh dan tekstur sedikit keras. Dalam penentuan media sampel ini dilakukan uji coba terhadap beberapa jenis coklat seperti, coklat cadbury daily milk, delfi, dan coklat yang digunakan untuk memasak. Dari ketiga jenis coklat tersebut ditentukan coklat delfi sebagai media dalam penelitian ini karena permukaan coklat datar dengan tekstur lunak sehingga pola teraan gigitan dapat terbentuk dengan baik.

#### 3. Pengambilan sampel

Pengambilan sampel dilakukan dengan mengambil gigitan beberapa individu pada media

coklat. Setelah gigitan terbentuk bekas gigitan diarsir menggunakan tepung dan kuas untuk memperjelas teraan gigitan pada coklat. Coklat yang telah diarsir menggunakan tepung kemudian difoto menggunakan kamera DSLR sebanyak 12 kali untuk selanjutnya digunakan sebagai data sampel dalam sistem identifikasi jenis kelamin. Individu yang dipilih sebagai sampel yaitu terdiri dari 20 mahasiswa Universitas Telkom.

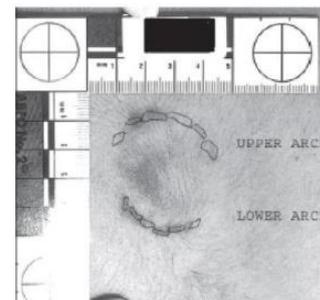
#### 4. Perancangan Sistem

Dalam tahap ini dilakukan perancangan sistem identifikasi jenis kelamin pada Matlab. Sistem ini dibuat berdasarkan image processing. Dalam image processing terdapat dua tahap yaitu pemberian ciri dari citra masukan atau ekstraksi fitur kemudian klasifikasi citra yang masuk.

### B. Gambar dan Tabel

#### 1. Bite Mark

Menurut William Eckert pada tahun 1992, bahwa yang dimaksud dengan *bite mark* adalah tanda gigitan dari pelaku yang tertera pada kulit korban dalam bentuk luka, jaringan kulit maupun jaringan ikat dibawah kulit sebagai akibat dari pola permukaan gigitan dari gigi-gigi pelaku melalui kulit korban. Bite mark pada jaringan manusia berbeda-beda tergantung organ tubuh mana yang terkena, apabila *bite mark* pelaku seksual mempunyai lokasi tertentu, pada penyiksaan anak mempunyai *bite mark* pada bagian tubuh tertentu pula akan tetapi pada gigitan yang dikenal dengan *child abuse* maka *bite mark* terdapat hampir semua pada bagian tubuh[2].

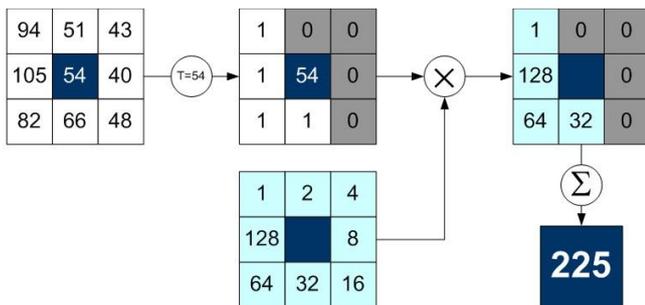


Gambar 1. Bite Mark

#### 2. Local Binary Pattern (LBP)

*Local Binary Pattern* dapat didefinisikan sebagai ukuran tekstur *grayscale* yang berasal dari tesktur didaerah sekitar. Operator LBP adalah salah satu analisis tekstur yang baik dan telah digunakan dalam berbagai penerapan dan aplikasi. LBP telah terbukti mempunyai keuntungan utama, yaitu variasi perubahan tingkat abu-abu monoton dan efisiensi komputasi menjadikan LBP sebagai operator yang

cocok untuk penelitian citra menuntut analisis[3]. LBP merupakan salah satu metode ekstraksi ciri yang mendeskripsikan tekstur. LBP membandingkan nilai biner piksel pada pusat citra dengan nilai piksel tetangganya. LBP menggunakan blok piksel 3x3 dengan *threshold* adalah nilai tengah dari piksel. Nilai piksel pada pusat akan dikurangi dengan nilai piksel tetangganya. Jika hasil yang didapat lebih atau sama dengan 0, maka diberi nilai 1. Jika hasilnya kurang dari 0, maka diberi nilai 0. Kemudian menyusun 8 nilai biner tersebut searah jarum jam, lalu diubah kedalam nilai desimal untuk menggantikan nilai piksel pada pusat citra[4].

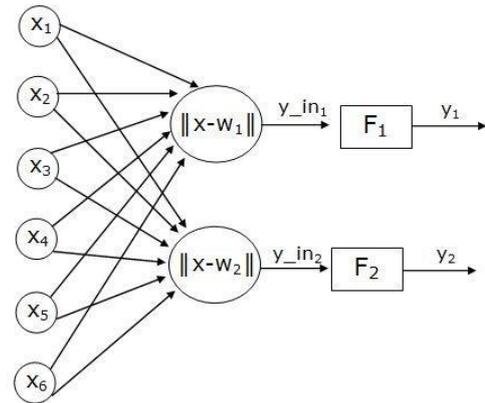


Gambar 2. Local Binary Pattern

### 3. Learning Vector Quantization (LVQ)

*Learning Vector Quantization* merupakan jaringan syaraf tiruan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif. Sebuah jaringan LVQ memiliki dua lapisan, yakni lapisan pertama adalah lapisan kompetitif dan lapisan yang kedua adalah lapisan linier. Lapisan kompetitif belajar untuk mengklasifikasikan vektor masukan dalam banyak cara, sedangkan lapisan linier bertugas mengubah lapisan kelas kompetitif ke dalam klasifikasi target yang didefinisikan oleh pengguna. LVQ mampu melakukan pembelajaran otomatis dalam mengklasifikasikan vektor-vektor input berdasarkan jarak vektor tersebut. Pengklasifikasian dilakukan jika terdapat dua vektor yang memiliki jarak yang hampir sama. Perbedaan antara LVQ dengan metode pembelajaran lainnya adalah pada saat perhitungan bobot. LVQ hanya mencari vektor yang memiliki selisih paling minimum dengan bobot. kemudian, pada tiap satu kali *epoch*, selisih tersebut akan dikalikan dengan *learning rate* untuk menentukan bobot pada *epoch* selanjutnya[5]. *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terbimbing. *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan metode klasifikasi pola yang masing-masing unit output mewakili kategori atau kelas tertentu. Vektor bobot untuk unit output sering disebut vektor referensi untuk kelas yang dinyatakan oleh unit tersebut. LVQ mengklasifikasikan vektor input

dalam kelas yang sama dengan unit output yang memiliki vektor bobot yang paling dekat dengan vektor input.



Gambar 3. Learning Vector Quantization

Dengan:

- a.  $X_1$  sampai  $X_n$  = nilai input
- b.  $\|X_i - W_i\|$  sampai  $\|X_n - W_n\|$  = jarak bobot
- c.  $F_1$  sampai  $F_n$  = lapisan output
- d.  $y_1$  sampai  $y_n$  = nilai output
- e.  $n$  = jumlah kata (jumlah kelas)

## III. Hasil dan Pembahasan

### A. Pengujian Sampling Point dan Radius pada LBP

Pengujian skenario pertama adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter *sampling point* dan radius terhadap akurasi dan waktu komputasi. Pengujian pada tahap ini menggunakan metode LBP, parameter LBP *sampling point* dan radius, *epoch* 100, dan *hidden layer* 10. Dengan mengubah parameter *sampling point* (P) dan radius (R) diperoleh hasil akurasi dan waktu komputasi menggunakan citra pelatihan dan pengujian sebagai berikut.

Tabel 1. Hasil Pengujian *Sampling Point* dan *Radius*

Sampling Point (P)	Radius (R)	Data Latih	Data Uji	
		Akurasi (%)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi(s)
4	1	93,56	90,20	84,232
	2	92,30	92,20	84,380
	3	91,42	91,20	88,340
	4	92,00	93,40	87,242
	5	94,58	93,40	88,180

Sampling Point	Radius(R)	Data Latih	Data Uji
----------------	-----------	------------	----------

(P)		Akurasi (%)	Akurasi (%)	Waktu Komputasi(s)
8	1	98,00	96,20	93,320
	2	95,58	95,60	97,430
	3	93,42	93,00	96,324
	4	98,02	95,60	93,122
	5	93,56	91,20	92,143

Berdasarkan tabel 1 akurasi terbesar didapatkan pada saat nilai sampling point 8 dan radius 1 yaitu sebesar 98% untuk data latih dan 96,2% untuk data uji. Akurasi terkecil didapatkan pada saat nilai sampling point 4 dan radius 3 yaitu sebesar 91,42% untuk data latih dan 91,2% untuk data uji. Sedangkan waktu komputasi terkecil didapatkan pada saat nilai sampling point 4 dan radius 1 yaitu sebesar 84,232s dan waktu komputasi terbesar didapatkan pada saat nilai sampling point 8 dan radius 2 yaitu sebesar 97,430s. Hal ini disebabkan karena semakin besar nilai sampling point akan meningkatkan informasi tekstur yang didapat, pada sampling point 8 merupakan jumlah piksel tetangga yang stabil sehingga lebih banyak ciri yang didapat dibandingkan ketika sampling point bernilai 4. Akurasi terbaik didapatkan pada saat nilai radius sebesar 1 hal ini dikarenakan radius 1 merupakan radius terbaik untuk diterapkan pada sampling point 8 karena dapat menjangkau kedelapan titik piksel tetangga sehingga lebih stabil. Data pada tabel tersebut merupakan rata-rata dari 5 kali percobaan untuk setiap sampling point dan radius yang digunakan.

**B. Pengujian Hidden Layer pada LVQ**

Pengujian skenario kedua merupakan hasil pengujian parameter Hidden Layer pada Learning Vector Quantization untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi dan waktu komputasi. Dimana parameter hidden layer yang diuji terdiri dari nilai 10,15,20,25, dan 30. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter hasil dari skenario pertama yaitu parameter sampling point 8 dengan radius 1 dan epoch 100, dan hidden layer.

Tabel 2. Hasil Pengujian Hidden Layer

Hidden Layer	Data latih	Data Uji	
	Akurasi(%)	Akurasi(%)	Waktu Komputasi(s)
10	98,00	96,20	94,138
15	93,28	92,60	98,50
20	95,30	95,20	100,125
25	93,84	93,40	100,218
30	92,86	92,60	100,421

Berdasarkan tabel 2 akurasi terbesar didapatkan pada saat nilai hidden layer 10 yaitu sebesar 98% untuk data latih dan 96,2% untuk data uji. Akurasi terkecil didapatkan pada saat nilai hidden layer 30 yaitu sebesar 92,86% untuk data latih dan 92,6% untuk data uji. Sedangkan waktu komputasi terkecil didapatkan pada saat nilai hidden layer 10 yaitu sebesar 94,138s dan waktu komputasi terbesar didapatkan pada saat nilai hidden layer 30 yaitu sebesar 100,421s. Hal ini disebabkan karena pada hidden layer 10 sudah mencapai titik stabil sehingga lebih banyak kesamaan yang didapat oleh data uji ketika dibandingkan dengan data latih. Oleh karena itu, dapat diklasifikasikan ke dalam kelasnya secara akurat. Data pada tabel tersebut merupakan rata-rata dari 5 kali percobaan untuk setiap nilai hidden layer yang digunakan.

**C. Pengujian Epoch pada LVQ**

Pengujian skenario ketiga merupakan hasil pengujian parameter epoch pada Learning Vector Quantization untuk melihat pengaruh nilai epoch terhadap akurasi dan waktu komputasi. Dimana parameter epoch yang diuji terdiri dari nilai 100,150,200,250,300 dan 550. Pengujian ditahap ini menggunakan parameter hasil dari skenario pertama dan kedua yaitu parameter sampling point 8 dengan radius 1 dan hidden layer 10.

Tabel 3. Hasil Pengujian Epoch

Epoch	Data latih	Data Uji	
	Akurasi(%)	Akurasi(%)	Waktu Komputasi(s)
100	98,00	96,20	100,135
150	93,70	92,20	100,265
200	94,16	92,80	98,630
250	94,28	92,8	96,210
300	94,142	92,80	98,831
550	93,98	93,20	100,327

Berdasarkan tabel 3 akurasi terbesar didapatkan pada saat nilai epoch 100 yaitu sebesar 98% untuk data latih dan 96,2% untuk data uji. Akurasi terkecil didapatkan pada saat nilai epoch 150 yaitu sebesar 93,7% untuk data latih dan 92,20% untuk data uji. Sedangkan waktu komputasi terkecil didapatkan pada saat nilai epoch 250 yaitu sebesar 96,210s dan waktu komputasi terbesar didapatkan pada saat nilai epoch 550 yaitu sebesar 100,327s. Hal ini disebabkan karena semakin tinggi epoch, maka semakin banyak pengulangan yang dilakukan, sehingga data tersebut mampu diklasifikasikan secara tepat akan tetapi epoch juga memiliki nilai maksimum di titik tertentu pada pengujian tugas akhir ini nilai epoch yang bekerja maksimum ketika epoch sebesar 100.

Data pada tabel tersebut merupakan rata-rata dari 5 kali percobaan untuk setiap nilai *epoch* yang digunakan.

#### IV. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi dan klasifikasi jenis kelamin berdasarkan pola bite mark melalui pengolahan citra digital, dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini mampu mengidentifikasi jenis kelamin berdasarkan pola bite mark pada citra menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dengan baik.
2. Akurasi sistem yang paling baik didapatkan ketika nilai akurasi mencapai 95,2% dengan waktu komputasi 94,452 detik. Akurasi tersebut didapatkan ketika nilai *sampling point* (P) 8, radius (R) 1, *hidden layer* 10, dan *epoch* 100. Hal ini disebabkan karena semakin besar nilai P akan meningkatkan informasi tekstur yang didapat, pada *sampling point* 8 merupakan jumlah piksel tetangga yang stabil sehingga lebih banyak ciri yang didapatkan dan akurasi terbaik terjadi ketika nilai radius 1 hal ini dikarenakan radius 1 merupakan radius terbaik untuk diterapkan pada *sampling point* 8 karena dapat menjangkau kedelapan titik piksel tetangga sehingga lebih stabil. Akurasi tersebut juga didapatkan ketika nilai *hidden layer* 10, hal ini disebabkan karena pada *hidden layer* 10 sudah mencapai titik stabil

sehingga lebih banyak kesamaan yang didapat oleh data uji ketika dibandingkan dengan data latih sehingga data uji dapat diklasifikasikan ke dalam kelasnya secara akurat. Semakin tinggi *epoch*, maka semakin banyak pengulangan yang dilakukan, maka data tersebut mampu diklasifikasikan secara tepat akan tetapi *epoch* juga memiliki nilai maksimum di titik tertentu pada pengujian tugas akhir ini nilai *epoch* yang bekerja maksimum ketika *epoch* sebesar 100.

#### V. Daftar Pustaka

- [1] Berliana, Nova dan Rahmayanti, Fauzia. "Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Keluhan Kelelahan Mata Pada Pekerja Pengguna Komputer Di Bank X Kota Bangko". Bangko. Oktober. 2017
- [2] Lukman D. "Ilmu kedokteran gigi forensik 2". Jakarta; CV Sagung Seto. Hal.1-4,115-133. 2006.
- [3] Esa Prakasa," Texture Feature Extraction by Using Local Binary Pattern". INKOM, Vol. X, No. x, 2015.
- [4] T. Ahonen and M. Pietikainen, "A framework for analyzing texture descriptors," *Threshold*, vol. 5, no 9, p. 1, 2008.
- [5] Y. Firadusy, "LVQ (Learning Vector Quantization," in *Deteksi Kista Periapical Pada Gigi Manusia Melalui Citra Dental Periapical Radiograph Dengan Metode Contourlet Dan LVQ (Learning Vector Quantization)*, Bandung, 2012.