

Deteksi Usia Berbasis Citra Radiograf Panoramik dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) serta Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ)

Rachmadhani Kusumaningtias¹⁾, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA²⁾, drg. Fahmi Oscandar, M.Kes., Sp RKG³⁾

^{1,2)} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Jl. Telekomunikasi No 1 Kab Bandung

³⁾ Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran
Jl. Sekeloa Sel. I, Lebakgede, Cobleng, Kota Bandung
Email : rachmadhani2701@gmail.com

Abstrak. Identifikasi usia manusia yang akurat diperlukan untuk menyelesaikan masalah forensik dalam mengidentifikasi korban bencana alam atau korban kecelakaan. Identifikasi bisa dilakukan menggunakan gigi, pada penelitian ini dipilih gigi bagian molar pertama. Untuk menemukan akurasi terbaik sistem ini menggunakan metode ekstraksi ciri Gray Level Co-occurrence (GLCM) dan klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ). Langkah pertama, dilakukan ekstraksi ciri pada setiap citra dengan menggunakan parameter contrast, correlation, energy, dan homogeneity. Selanjutnya, LVQ digunakan untuk klasifikasi data kelas usia. Proses evaluasi pada jaringan LVQ menghasilkan akurasi 65,08% saat pengujian pada parameter correlation dan energy sudut 0° , parameter homogeneity sudut 45° dan parameter energy sudut 90° .

Kata kunci: Odontology Forensic, gigi molar pertama, gray level co-occurrence (GLCM), learning vector quantization (LVQ), akurasi

1. Pendahuluan

Bencana alam yang parah dapat mengakibatkan kondisi korban yang sudah tidak layak diproses sehingga sulit dilakukan identifikasi. Salah satu parameter yang diidentifikasi adalah usia pada korban tersebut dan teknik identifikasi ini menggunakan gigi karena gigi merupakan salah satu organ tubuh yang dapat diperiksa untuk data diri seseorang. Bahkan, bila jenazah sudah rusak, terbakar atau membusuk gigi tetap berguna dan dapat dipakai dalam proses identifikasi. Dengan pemeriksaan gigi, ahli forensik dapat mengetahui identitas seseorang seperti jenis kelamin, umur, ras, golongan darah, bentuk wajah, atau ciri khas lainnya. Pemilihan gigi untuk identifikasi karena gigi memiliki bagian yang bernama pulpa dan merupakan bagian terkeras dari tubuh manusia yang komposisi bahan organik dan airnya sedikit sekali, tahan terhadap cuaca, kimia, maupun trauma.

Untuk memudahkan ahli forensik dalam proses identifikasi maka dalam penelitian ini dirancang sebuah sistem yang dapat mendeteksi usia manusia berdasarkan citra radiograf panoramik gigi. Pada penelitian ini, ada tiga penelitian terkait yang digunakan sebagai acuan. Pertama adalah penelitian [1] yang dilakukan oleh Ayu Putu Wida Vanhita pada tahun 2017 tentang identifikasi umur menggunakan ronsen panoramik gigi, dalam hal tersebut gigi yang diteliti adalah gigi geraham rahang bawah. Penelitian tersebut membagi usia menjadi empat kelompok, yaitu 13-17 tahun, 18-22 tahun, 23-27 tahun, dan 28-31 tahun. Akan tetapi pada penelitian tersebut menggunakan metode *principal component analysis* dan klasifikasi *support vector machine*. Dari hasil pengujian dengan menggunakan *software matlab* ini didapatkan tingkat keakuratan sebesar 76,1194%.

Selanjutnya penelitian [2] yang dilakukan oleh Hindrya Meidina Fresty pada tahun 2018 tentang identifikasi pulpa gigi pada individu berdasarkan metode *gray level co-occurrence* dan klasifikasi *learning vector quantization*. Penelitian tersebut menggunakan empat skenario pengujian, yang mana pada empat skenario menggunakan parameter orde dua pada GLCM yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogeneitas. Selain itu pada empat skenario tersebut juga menggunakan parameter LVQ yaitu *epoch* dan *hidden layer* dengan nilai yang berbeda setiap skenarionya. Dari hasil pengujian menggunakan ke empat skenario ini didapatkan hasil akurasi sebesar 61%.

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan penelitian – penelitian di atas, dengan cara identifikasi usia manusia berdasarkan pulpa gigi molar pertama rahang bawah bagian kanan dengan rentang usia 6-60 tahun dan dikelaskan menjadi tiga kelas yaitu kelas anak-anak dari umur 6 sampai 11 tahun, kelas remaja dari umur 12 sampai umur 25, dan kelas dewasa dari umur 26 sampai 60 tahun.

Tahap awal pada sistem ini adalah memasukan citra ronsen gigi untuk dilakukan proses *pre-processing*. Selanjutnya citra diolah dengan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence (GLCM)* untuk menentukan ciri statistik citra, pada tahap ini hanya menggunakan ciri statistik orde dua yaitu *contrast, correlation, energy, dan homogeneity*. Terakhir data yang telah di proses akan dikenali oleh suatu metode pengenalan pola *Learning Vector Quantization (LVQ)* dengan cara membandingkan terhadap pola-pola yang tersedia pada data latih dan akan menghasilkan nilai akurasi serta waktu komputasi terbaik.

2. Pembahasan

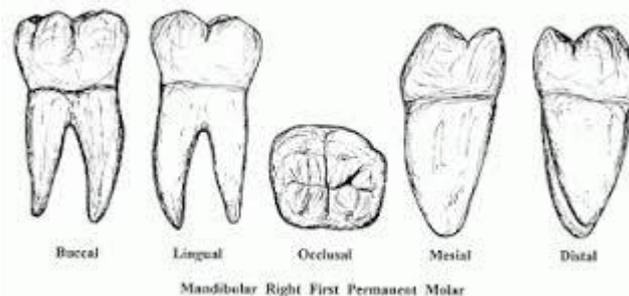
2.1 Odontology Forensic

Ilmu forensik kedokteran gigi atau sering juga disebut *odontology forensic* berasal dari kata Yunani yaitu “*odons*” yang berarti gigi, “*logos*” yang berarti pengetahuan, serta “*forensis*” atau “*forum*” yang artinya pengadilan, jadi jadi *odontology forensic* dapat diartikan sebagai ilmu pengetahuan yang membahas tentang gigi dalam keperluan atau kepentingan pengadilan [3].

Forensik odontologi melibatkan pengumpulan, manajemen, interpretasi, evaluasi, dan presentasi yang benar dari bukti dental untuk kepentingan kriminal atau kepentingan masyarakat, kombinasi beberapa aspek dental, ilmiah, dan profesi hukum. Kedokteran gigi forensik dapat diartikan sebagai cabang ilmu kedokteran gigi yang menggunakan pengetahuan dental untuk masalah masyarakat atau kriminal.

2.2 Gigi Molar Pertama

Gigi molar pertama merupakan gigi ke-6 sebelah kanan dan kiri dari garis tengah, gigi ini memiliki dua akar di rahang bawah dan memiliki tiga akar di rahang atas. Setiap manusia memiliki 4 buah gigi molar pertama, masing-masing 2 gigi di rahang atas (satu di kiri dan satu di kanan) dan 2 gigi di rahang bawah (satu di kiri dan satu di kanan) [4]. Gigi molar pertama memiliki 5 cusp yang terletak 3 di bukal dan 2 di lingual. Berikut gambar gigi molar pertama yang ditunjukkan pada Gambar 1:



$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (2)$$

dimana, i = baris, j = kolom, N = jumlah piksel

a. Korelasi

Mengukur ketidakmiripan suatu tekstur di mana nilainya akan besar bila acak dan bernilai kecil jika seragam. Berikut persamaan korelasi yang ditunjukkan pada persamaan (3):

$$\text{Korelasi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} |i - j| \quad (3)$$

dimana, i = baris, j = kolom, N = jumlah piksel

b. Homogenitas

Nilai homogenitas GLCM menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki *homogeneity* yang besar. Berikut persamaan homogenitas yang ditunjukkan pada persamaan (4):

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1-(i-j)^2} \quad (4)$$

dimana, i = baris, j = kolom, N = jumlah piksel

2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode pelatihan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi (*supervised learning*) yang arsitektur jaringannya berlapis tunggal (*single layer*). Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. LVQ merupakan metode klasifikasi pola masing-masing unit keluaran mewakili kategori atau kelas tertentu (beberapa unit keluaran seharusnya digunakan untuk masing-masing kelas). Berikut langkah-langkah algoritma pelatihan LVQ yang terdiri atas [1]:

- a. Inisialisasi bobot awal (W) dan parameter LVQ, yaitu *maxEpoch*, α , *deca* dan *mina*.
- b. Masukkan data *input* (X) dan kelas target (T).
- c. Tetapkan kondisi awal: $epoch = 0$.
 1. Kerjakan jika: ($epoch < maxEpoch$) dan ($\alpha \geq mina$).
 - a. $epoch = epoch + 1$.
 - b. Tentukan J sedemikian hingga $\|Xi - Wj\|$ minimal menggunakan perhitungan rumus jarak euclidian yang terdapat pada persamaan (5):

$$D(j) = \sum (Wij - xi)^2 \quad (5)$$
 - c. Perbaiki Wj dengan ketentuan:
 Jika $T = Cj$, maka

$$Wj(t + 1) = wj(t) \alpha(t) [x(t) - wj] \quad (6)$$

 Jika $T \neq Cj$, maka

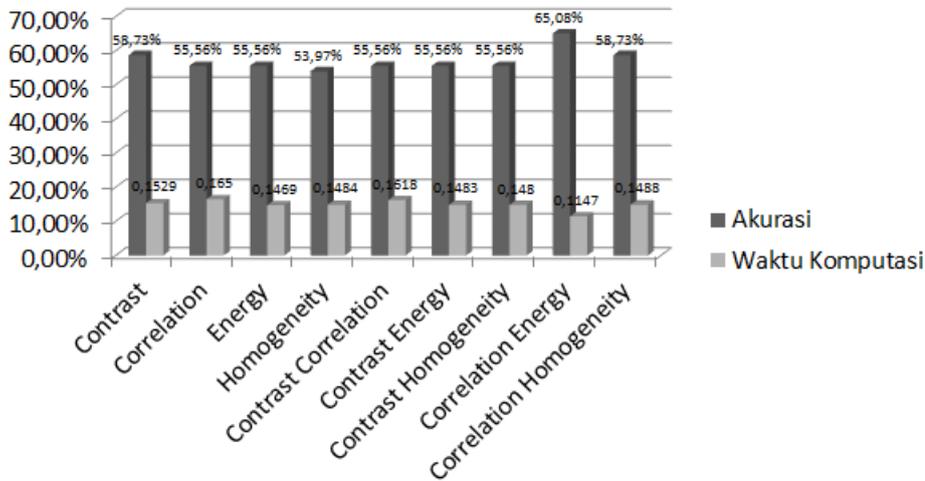
$$Wj(t + 1) = wj(t) \alpha(t) [x(t) + wj(t)] \quad (7)$$
 - d. Kurangi nilai α dengan:

$$\alpha = \alpha - \alpha * Deca \quad (8)$$
 2. Tes kondisi berhenti dengan output berupa bobot optimal.

2.4 Hasil Pengujian

Akurasi adalah ukuran ketepatan sistem dalam mengenali *input* yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Sedangkan Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem melakukan suatu proses. Untuk menemukan nilai akurasi terbaik, maka dilakukan beberapa skenario pengujian sistem. Skenario pengujian sistem menggunakan hidden layer dan epoch yang sama di setiap skenario nya namun dengan sudut dan parameter yang berbeda. Berikut skenario dalam pengujian sistem ini :

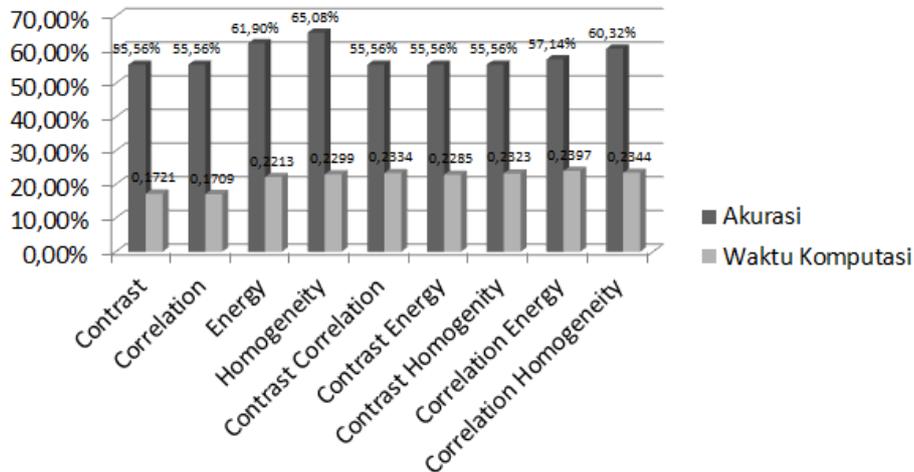
a. Skenario dengan *Hidden layer* 100, epoch 1000, dan sudut 0°



Gambar 23. Grafik Sudut 0°

Dari gambar 2 dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapat ketika pengujian menggunakan parameter kombinasi antara *correlation* dan *energy* dengan nilai akurasi 65,08% dan waktu komputasi 0,2047.

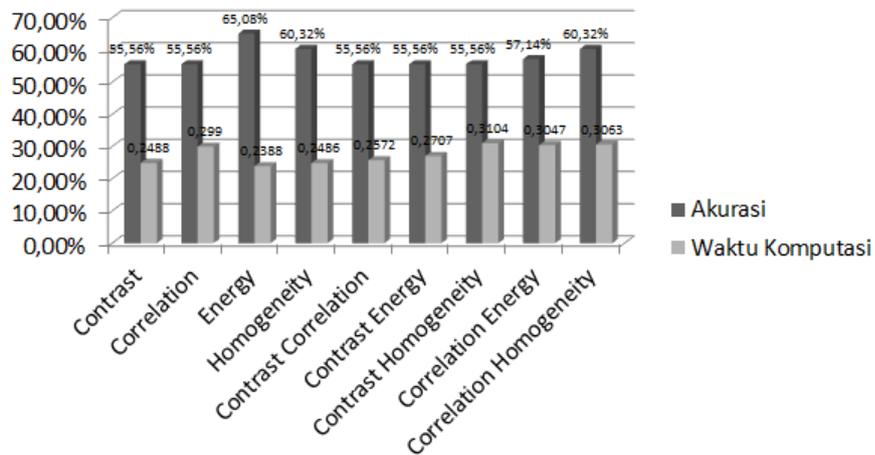
b. Skenario dengan *Hidden layer* 100, epoch 1000, dan sudut 45°



Gambar 24. Grafik Sudut 45°

Dari gambar 3 dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapat ketika pengujian menggunakan parameter *homogeneity* dengan nilai akurasi 65,08% dan waktu komputasi 0,2299.

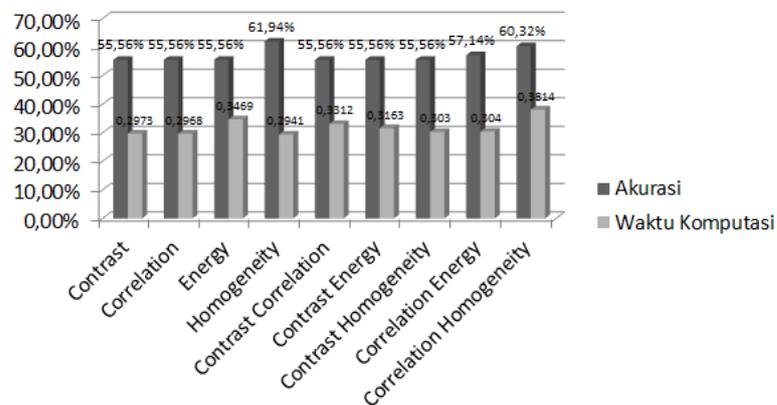
c. Skenario dengan *Hidden layer* 100, epoch 1000, dan sudut 90°



Gambar 25. Grafik sudut 90°

Dari gambar 4 dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapat ketika pengujian menggunakan parameter *energy* dengan nilai akurasi 65,08% dan waktu komputasi 0,3388.

d. Skenario dengan *Hidden layer* 100, epoch 1000, dan sudut 135°



Gambar 26. Grafik Sudut 135°

Dari gambar 5 dapat dilihat bahwa nilai akurasi terbaik didapat ketika pengujian menggunakan parameter *homogeneity* dengan nilai akurasi 61,94% dan waktu komputasi 0,3941.

3. Kesimpulan

Dari grafik hasil pengujian tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa akurasi terbaik dengan nilai 65,08% ketika diuji menggunakan parameter *correlation energy* saat sudut 0°, parameter *homogeneity* saat sudut 45°, dan parameter *energy* saat sudut 90°. Sedangkan saat sudut 135° akurasi tertinggi didapat nilai 61,94% saat pengujian dengan parameter *homogeneity*.

Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini bekerjasama dengan Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Padjajaran. Dan didukung oleh Fakultas Teknik Elektro Telkom University.

Daftar Pustaka

- [1] Ayu Putu Wida Vanhita, "Identifikasi Umur menggunakan ronsen panoramik gigi dengan metode principal componet analysis dan support vector machine," Telkom University, Bandung, 2017.
- [2] HINDRYA MEIDINA FRETTY, "IDENTIFIKASI POLA ENAMEL GIGI PADA INDIVIDU BERDASARKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX (GLCM) DAN KLASIFIKASI LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) SEBAGAI APLIKASI FORENSIK KEDOKTERAN GIGI ," Universitas Telkom, Bandung, 2018.
- [3] Pelawi T Y, "Pola Sidik Bibir dalam lingkup Satu Keluarga sebagai salah Satu Data Odontologi Forensik," FKG Universitas Padjajaran, Bandung, 44, 2010.
- [4] hasril hasanuddin. (2016, Desember) Morfologi gigi permanen bawah. [Online]. HYPERLINK "<https://www.slideshare.net/HasrilTeknikgigi/10-morfologi-gigi-permanent-rahang-bawah>"
<https://www.slideshare.net/HasrilTeknikgigi/10-morfologi-gigi-permanent-rahang-bawah>