

IDENTIFIKASI USIA MANUSIA BERDASARKAN CITRA RADIOGRAF PANORAMIK GIGI AKAR TUNGGAL MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX

Human Age Identification Based On Single Root Teeth Panoramic Radiograph With Gray Level Co-Occurrence Matrix

Irene Dewi Kurniawati¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, DEA², drg. Yuti Malinda, M.M, M.Kes³

^{1,2}Electrical Engineering Faculty of Telkom University, Bandung, Jawa Barat 40257

³Dentistry Faculty of Padjadjaran University, Jatinangor, Jawa Barat 45363

¹irededewik@gmail.com ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Pemeriksaan forensik diperlukan untuk mengidentifikasi usia seseorang dimana usia kronologis seorang individu tersebut tidak diketahui karena identitas asli tidak ada. Identifikasi usia dapat dilakukan pada individu hidup maupun mati. Bagian tubuh yang umumnya dipakai untuk mengidentifikasi usia adalah gigi. Pada umumnya, perkembangan gigi seseorang akan berbanding lurus dengan bertambahnya usia yang dapat dilihat dari pulpa giginya. Pulpa gigi akan semakin menyempit seiring dengan bertambahnya usia manusia, begitu pun sebaliknya. Pada penelitian ini, gigi yang dipakai untuk mengidentifikasi usia adalah pulpa gigi yang berakar tunggal, yaitu pulpa gigi kaninus menggunakan teknik radiograf panoramik.

Pada tugas akhir ini, tahap awal yang penulis lakukan adalah akuisisi citra, berikutnya ialah *pre-processing*, yaitu dengan melakukan *resize* citra, mengubah citra rgb menjadi *grayscale* dan melakukan *histeq*. Untuk proses ekstraksi ciri, penulis menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi histogram dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Dan untuk metode klasifikasi, penulis menggunakan metode *Learning Vector Quantization*, yang bertujuan untuk mendapatkan distribusi kelas vector terdekatnya agar dapat meminimalkan kesalahan dalam proses klasifikasi.

Penelitian ini menghasilkan akurasi sistem sebesar 65.96% dari 47 data uji yang terdiri dari 7 kelas usia, dimana kelas I = 14-16 tahun, kelas II = 16-19 tahun, kelas III = 19-20 tahun, kelas IV = 20-24 tahun, kelas V = 24-26 tahun, kelas VI = 26-30 tahun, dan kelas VII = 30-60 tahun.

Dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa sistem yang telah dibuat dapat digunakan untuk mengidentifikasi usia seseorang. Penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam mengidentifikasi usia seseorang agar menjadi lebih singkat dan mudah.

Kata kunci : Identifikasi, Radiograf Panoramik, Pulpa Gigi, *Gray Level Co-Occurrence Matrix*

ABSTRACT

A forensic examination is needed to identify the age of a person where the individual's chronological age is unknown because the original identity is not available. Age identification can be performed both on an alive and a dead individual. The body part that is commonly used to identify a person's age is the tooth. In general, the development of a person's teeth will be proportional to the increase in age that can be seen from the pulp of his teeth. The dental pulp will further narrow as the human age, and vice versa. In this study, the teeth used to identify a person's age were the single-rooted pulp teeth, the canine pulp, using a panoramic radiograph technique.

In this final project, the first step that writer do is image acquisition, the next is pre-processing, by resize the image, convert rgb image to grayscale and do histeq. For the feature extraction process, the writer used the Gray Level Co-Occurrence Matrix method, where the statistic calculation used the histogram distribution by measuring contrast, granularity, and roughness level of a region of the neighboring relationship between pixels in an image. And for the classification method, the writer used the Learning Vector Quantization method, which aims to obtain the distribution of the closest vector class in order to minimize errors in the process of classification.

This study resulted in a system accuracy of 65.96% of 47 test data consisting of 7 age classes, where class I = 14-16 years, class II = 16-19 years, class III = 19-20 years, grade IV = 20-24 year, class V = 24-26 years, class VI = 26-30 years, and class VII = 30-60 years.

From the research that has been done, it can be concluded that the system that has been created can be used to identify the age of a person. This research is expected to help the identification of the age of a person to take a shorter time and to be easy.

Keywords: Identification, Panoramic Radiograph, Pulp Gear, Gray Level Co-Occurrence Matrix

1. Pendahuluan

Gigi merupakan bagian yang penting dalam tubuh manusia karena gigi berfungsi sebagai alat pencernaan mekanik yang terdapat pada bagian mulut. Gigi memiliki beberapa bagian, diantaranya ialah pulpa gigi. Pulpa gigi merupakan jaringan lunak yang terletak di tengah gigi yang tersusun atas pembuluh darah serta syaraf dan rongga kosong. Rongga kosong pada pulpa inilah yang menjadi acuan pada penelitian ini.

Pada bidang forensik, identifikasi usia dapat dilakukan pada individu hidup maupun mati. Pada individu mati, identifikasi usia dilakukan pada korban yang mengalami kasus pembunuhan, kecelakaan, ataupun bencana massal. Sedangkan pada individu hidup, identifikasi usia dibutuhkan untuk kasus pidana atau perdata, antara lain kasus pemalsuan usia ketenagakerjaan, pernikahan, atlet, perwalian anak, keimigrasian, atau pemerkosaan.[1][2]

Gigi sebagai media identifikasi usia memiliki beberapa keunggulan, salah satunya adalah dapat memprakirakan usia pada individu usia pranatal sampai usia dewasa.[3] Selain itu, gigi merupakan struktur tubuh yang paling keras dan resisten terhadap pengaruh eksternal, serta mengalami perubahan biologis yang paling sedikit, sehingga dapat digunakan walaupun tubuh telah mengalami dekomposisi, mutilasi, terbakar, ataupun menjadi sisa rangka.[1][4] Selain itu, mengidentifikasi usia melalui gigi menjadi tolak ukur yang paling akurat, karena perkembangan pulpa gigi seseorang akan berbanding lurus dengan usia seseorang.

Berdasarkan pada permasalahan diatas, penulis akan merancang sebuah program pada aplikasi Matlab untuk dapat mengidentifikasi usia dengan pulpa gigi melalui citra panoramik menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix*.

2. Dasar Teori

2.1 Gigi

Pada Gigi merupakan organ sistem pencernaan yang terletak di dalam rongga mulut. Gigi tersusun atas 3 bagian utama, yang pertama ialah mahkota gigi yang merupakan bagian yang tampak dari luar, bagian ini dilapisi oleh lapisan pelindung yang disebut dengan email gigi. Selanjutnya adalah leher gigi atau colum yang merupakan bagian yang sudah tertanam ke dalam gusi. Dan terakhir adalah akar gigi yang tertanam di dalam rahang sehingga tidak tampak dari luar.

2.2 Pulpa Gigi

Pulpa gigi berasal dari jaringan mesenkim dan mempunyai beberapa fungsi. Fungsi dari pulpa untuk meletakkan dentin yang membentuk struktur dasar gigi, menentukan morfologinya secara umum, dan memberikan kekuatan dan kekerasan mekanis [3]. Pulpa gigi terdiri dari jaringan ikat, jaringan limfe, jaringan saraf, dan jaringan pembuluh darah [5].

2.3 Gigi Kaninus

Gigi Taring atau yang disebut dengan istilah “Caninus”, merupakan gigi yang memiliki satu akar. Jumlah gigi taring pada orang dewasa ada 4, dengan pembagian 2 di setiap rahang, 1 di kiri dan 1 di kanan.

2.4 Citra Digital

Citra digital atau gambar dapat didefinisikan sebagai sebuah fungsi dua dimensi $f(x,y)$ yang merupakan fungsi intensitas cahaya, dimana nilai x dan y merupakan koordinat spasial dan nilai fungsi di setiap *pixel* (x,y) merupakan tingkat keabuan citra pada *pixel* tersebut. Citra digital dinyatakan dengan matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu *pixel* pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada *pixel* tersebut. Matriks dari citra digital berukuran $N \times M$ (*tinggi x lebar*). Gambaran matriks dari citra digital yang dapat dilihat pada persamaan 1 di bawah ini [6]:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.5 Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)

Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Dalam GLCM terdapat beberapa langkah untuk dapat mendapatkan sebuah ciri dalam metode ini, yaitu *Quantization, Co-Occurance, Symmetric, Normalization*,

dan *Feature Extraction*[7]. GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak fitur tekstur statistik orde kedua. Fitur tekstur yang diekstrak adalah energi, kontras, korelasi, homogenitas, dan entropi.

2.6 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. [8] Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam proses klasifikasi.

LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif ke dalam klasifikasi target yang didefinisikan oleh pengguna. Kelas yang dihasilkan berdasarkan jarak vektor tersebut. Jika ada dua vektor memiliki jarak yang cukup dekat atau mendekati sama, maka kedua vektor tersebut dikelompokkan ke dalam kelas yang sama.

3. Pembahasan

3.1 Perancangan Sistem

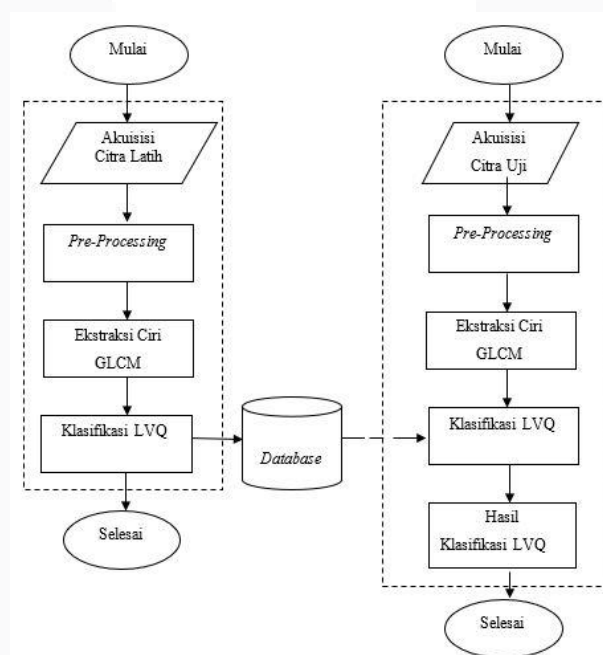
Secara keseluruhan blok diagram tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan sebagai berikut:



Gambar 1 Diagram Block Umum Sistem

Sesuai dengan *diagram block* diatas, alur perancangan sistem dimulai dari proses mengakuisisi citra yaitu pengambilan citra radiograf panoramik, selanjutnya dilakukan proses *pre-processing* yang bertujuan untuk membuat citra digital mudah melakukan proses komputerisasi. Setelah proses tersebut selesai, dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM dan proses klasifikasi menggunakan metode LVQ.

3.2 Diagram Alir Sistem



Gambar 2 Diagram Alir Sistem

Pada gambar 2, terlihat bahwa proses terbagi menjadi dua proses yaitu proses latih dan proses uji. Proses latih dimulai dengan masukan citra latih hasil ekstraksi ciri tekstur pada GLCM, kemudian menentukan parameter klasifikasi LVQ yaitu *epoch* dan *hidden layer* yang akan digunakan. Setelah itu dilakukan pelatihan data yang diambil dari folder yang sudah didefinisikan tergolong sebagai data latih untuk diproses, dan terakhir dilakukan proses pengujian data yang akan dibandingkan dengan data citra latih. Tujuan dari klasifikasi menggunakan metode LVQ ialah untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian. Pada akhirnya, proses ini mengeluarkan hasil apakah proses uji sudah tepat dengan pembagian kelas sesuai rentang usianya.

4. Pengujian

Pada seluruh skenario pengujian, total citra yang digunakan ialah sebanyak 187 citra, yang terdiri dari 140 citra latih dan 47 citra uji. Data tersebut diambil berdasarkan umur 14-60 tahun, dimana setiap umurnya terdiri dari 3-4 data citra. Setelah itu, dilakukan pembagian kelompok usia dari umur 14-60 tahun. Pengelompokan ini terbagi menjadi 2 kelompok usia, yaitu kelompok usia A dan kelompok usia B. Selanjutnya dilakukan pembagian kelas pada setiap kelompok usia. Pada kelompok usia A, pembagian kelasnya dilakukan berdasarkan pada luas pulpa gigi. Kelompok usia A terdiri dari 7 rentang kelas, dimana kelas I = 14-16 tahun, kelas II = 16-19 tahun, kelas III = 19-20 tahun, kelas IV = 20-24 tahun, kelas V = 24-26 tahun, kelas VI = 26-30 tahun, dan kelas VII = 30-60 tahun. Sedangkan pada kelompok usia B, pembagian kelasnya terbagi menjadi 15 rentang kelas, dimana kelas I = 14-17 tahun, kelas II = 17-20 tahun, kelas III = 20-23 tahun, kelas IV = 23-26 tahun, kelas V = 26-29 tahun, kelas VI = 29-32 tahun, dan kelas VII = 32-35 tahun, kelas VIII = 35-38 tahun, kelas IX = 38-41 tahun, kelas X = 41-44 tahun, kelas XI = 44-47 tahun, kelas XII = 47-50 tahun, kelas XIII = 50-53 tahun, kelas XIV = 53-56 tahun, dan kelas XV = 56-60 tahun.

4.1 Pengujian Pengaruh Level Kuantisasi GLCM Terhadap Tingkat Akurasi Kelompok Usia A

Pada skenario pengujian level kuantisasi, ukuran citra yang dipakai ialah 150×150 dengan parameter GLCM jarak = 1, sudut = 0° , dan dengan menggunakan kelima jenis parameter orde dua yaitu energi, homogenitas, korelasi, kontras, dan entropi.. Nilai level kuantisasi yang dipakai pada pengujian ini terdiri dari 8, 16, 32. Berikut ini adalah hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh level kuantisasi pada GLCM terhadap tingkat akurasi.

Tabel 1 Hasil Pengujian Level Kuantisasi

Level Kuantisasi	Jumlah Data Uji	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)
8	47	29	61.70
16	47	29	61.70
32	47	30	63.83

Berdasarkan tabel 1 di atas, dapat dilihat bahwa kuantisasi pada sebuah citra dapat mempengaruhi tingkat akurasi sistem. Akurasi terbesar didapatkan pada saat level kuantisasi berada pada nilai 32 yaitu sebesar 63.83%, hal ini dikarenakan pada level kuantisasi 32 lebih banyak ciri yang termasuk kedalam kelas yang benar. Semakin kecil level kuantisasi yang digunakan, maka akan semakin sedikit pula ciri yang masuk kedalam kelas yang benar.

4.2 Pengujian Pengaruh Jumlah Epoch LVQ Terhadap Tingkat Akurasi Kelompok Usia A

Berikut ini adalah hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh *epoch* pada metode klasifikasi *Learning Vector Quantization* terhadap tingkat akurasi. Pengujian ini menggunakan parameter dengan ukuran citra = 150×150 , jarak = 1 *pixel*, level kuantisasi = 32, sudut = 0° , dan dengan menggunakan kelima jenis parameter orde dua yaitu energi, homogenitas, korelasi, kontras, dan entropi..

Tabel 2 Hasil Pengujian Jumlah Epoch

Jumlah Epoch	Jumlah Data	Jumlah Benar	Akurasi (%)
50	47	28	59.58
100	47	29	61.70
500	47	30	63.83
1000	47	30	63.83

Pada pengujian Tabel 2 di atas, dapat dilihat jumlah *epoch* pada klasifikasi LVQ dapat mempengaruhi tingkat akurasi sistem. Akurasi terbesar didapatkan pada saat jumlah *epoch* = 1000 yaitu sebesar 63.83%. Sedangkan akurasi terkecil didapat saat jumlah *epoch* = 50 yaitu sebesar 59.58%. Hasil ini didapatkan karena saat menggunakan parameter *epoch* = 1000 proses training sudah dilakukan secara maksimal dan tingkat kestabilan sistem mencapai titik terbaik sehingga dapat menghasilkan banyak kesamaan pada citra uji terhadap citra latih.

4.3 Pengujian Pengaruh Jumlah Epoch LVQ Terhadap Tingkat Akurasi Kelompok Usia B

Pengujian skenario pada kelompok usia B terdiri dari 15 rentang usia. Parameter yang digunakan ialah parameter terbaik yang sudah didapat pada pengujian kelompok usia A, yaitu ukuran citra = 150×150 , level

kuantisasi = 32, sudut = 0°, jarak = 1 piksel, dan dengan menggunakan kelima jenis parameter orde dua yaitu energi, homogenitas, korelasi, kontras, dan entropi. Berikut ini adalah hasil pengujian untuk mengetahui tingkat akurasi terhadap perubahan pengelompokan kelas usia yang berbeda.

Tabel 3 Hasil Pengujian Jumlah *Epoch* LVQ Kelompok Usia Kelas B

Jumlah Epoch	Jumlah Data	Jumlah Benar	Akurasi (%)
50	47	3	6.38
100	47	3	6.38
500	47	3	6.38
1000	47	4	8.51

Berdasarkan tabel 3 di atas, dapat dilihat bahwa dengan diubahnya pengelompokan usia dapat mempengaruhi tingkat akurasi sistem, hal ini karena semakin banyaknya rentang kelas yang ada pada kelompok usia B. Akurasi terbesar didapatkan pada saat jumlah *epoch* 1000 yaitu sebesar 8.51%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka penulis dapat menarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini, sistem yang dirancang telah mampu mengidentifikasi usia manusia berdasarkan pulpa gigi kaninus menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan metode klasifikasi LVQ, walaupun masih terdapat beberapa kekurangan.
2. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan klasifikasi LVQ, didapatkan akurasi terbaik yaitu sebesar 65.96% dengan kombinasi parameter terbaik pada saat ukuran citra = 150×150, parameter GLCM dengan jarak = 1 *pixel*, level kuantisasi = 32, sudut = 0°, dengan parameter orde dua entropi. Sedangkan parameter LVQ yang paling baik digunakan ialah pada saat jumlah *hidden layer* = 100 dan jumlah *epoch* = 1000.
3. Hal yang dapat mempengaruhi tingkat ketepatan sistem pada penelitian ini bermacam-macam, diantaranya adalah perubahan nilai parameter yang dilakukan pada metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, dan klasifikasi *Learning Vector Quantization*. Selain itu, pembagian rentang kelas usia yang dilakukan pada penelitian ini juga berpengaruh terhadap tingkat ketepatan sistem dalam mengidentifikasi usia seseorang. Dari pengujian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa kelompok usia A dengan 7 rentang usia mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan kelompok usia B dengan 15 rentang usia. Hal ini karena pada kelompok usia A, pembagian kelas yang dilakukan lebih sedikit dari kelompok usia B. Hal terakhir yang dapat mempengaruhi ketepatan sistem adalah data foto *rontgen* radiograf panoramik yang dijadikan sebagai objek pada penelitian ini belum baik. Hal ini terjadi karena banyaknya distorsi pada foto *rontgen* tersebut. Selain itu, foto *rontgen* merupakan gambaran dari objek tiga dimensi yang diubah menjadi objek dua dimensi.

Daftar Pustaka :

- [1] Panchbhai AS. Dental radiographic indicators, a key to age estimation. Dentomaxillofacial Radiology. 2011.
- [2] Cameriere R, Ferrante L, Belcastro M. Age estimation by pulp/tooth ratio in canines by periapical X-rays. J Forensic Sci. 2007.
- [3] F. Selvana Fobia, Bambang Dwi R. Pengambilan Gigi Kaninus dan Gigi Supernumerary yang Terpendam Pada Maksila. Yogyakarta, 2011
- [4] Blenkin, M. Forensic dentistry and its application in age estimation from the teeth using a modified Demirjian system. The University of Sydney. 2005.
- [5] Andlaw RJ, Rock WP. 1993. A manual of paedodontics. 3rd Ed. New York: Churchill Livingstone.
- [6] M. Renaldi, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, Penerbit Informatika, Bandung, 2004.
- [7] Haralick, M. Robert. Statistical and Structural Approaches to Texture. 1979.
- [8] A. Denanda Syahnurreza, Identifikasi Dan Klasifikasi Kemurnian Susu Sapi Berdasarkan Pemrosesan Sinyal Video Menggunakan Metode Local Binary Patern (LBP) Dan Learning Vector Quantization (LVQ), 2017.