

IDENTIFIKASI USIA MANUSIA BERDASARKAN CITRA PANORAMIC RADIOGRAPH GIGI KANINUS RAHANG BAWAH MENGGUNAKAN METODE GABOR WAVELET DAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

IDENTIFICATION OF HUMAN AGE BASED ON RADIOGRAPH PANORAMIC OF MANDIBULAR CANINE TEETH USING GABOR WAVELET METHOD AND K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) CLASSIFICATION

Niki Ihsanul Hakim¹, Dr.Ir. Bambang Hidayat.DEA.², Drg. Yuti Malinda, MM, M.Kes.,³

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹nikihsanul@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Gigi adalah bagian keras yang terdapat di dalam mulut yang paling sulit hancur dan mengalami pergantian paling akhir pada struktur alami tubuh manusia, oleh sebab itu selama beberapa tahun terakhir gigi digunakan untuk mengidentifikasi korban bencana alam, korban maupun tersangka pada kasus kekerasan dan kriminal. Pada penelitian tugas akhir saya ini fokus pada rongga bagian dalam gigi yang disebut pulpa, pada gigi kaninus rahang bawah untuk mengestimasi umur seseorang. Dalam tugas akhir ini penulis menggunakan untuk mendeteksi usia manusia berdasarkan gigi kaninus rahang bawah. Pada tugas akhir ini penulis menggunakan metode *Gabor Wavelet* dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Untuk pengujian ini dilakukan pengujian dengan citra yang terdiri dari 188 buah citra gigi dengan rincian umur 14 hingga umur 60, dengan pembagian sebanyak 141 sebagai citra latih dan 47 sebagai citra uji kemudian saya kelompokkan menjadi 2 kelas yaitu Remaja dengan rentang 14-25 tahun, dan dewasa dengan rentang usia 26-60 tahun. Sehingga didapatkan akurasi terbaik sebesar 82.9787% dan waktu komputasi 0.0629 detik dengan menggunakan metode *Gabor Wavelet* dimana digunakan ekstraksi ciri berdasarkan tekstur dengan parameter: parameter ciri order satu (mean, variansi, standar deviasi, skewness), skala = 3, orientasi = 8, *downsampling* = 32, serta pada klasifikasi KNN digunakan parameter: nilai K = 3 dan tipe *distance cityblock*. Dan akurasi 63.8298% dengan waktu komputasi 0.1287 detik pada pengujian 47 kelas atau setiap umur mulai dari 14-60, menggunakan kombinasi ciri statistik (*mean*, standar deviasi, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*), skala (u) = 5 dan orientasi (v) = 8, saat nilai $d_1=32$, $d_2=32$ pada ekstraksi ciri, dan K = 1 serta tipe *distance cityblock* pada klasifikasinya.

Kata kunci : *Panoramic Radiograph, Gabor Wavelet, K-Nearests Neighbor*

Abstract

Teeth are the hardest parts found in the mouth that are most difficult to destroy and experience the most recent changes in the natural structure of the human body, therefore in this final project the authors focus on the inner cavity of the tooth called the pulp, in the mandibular canines to estimate someone's age. In this final project the author uses the Gabor Wavelet method and the K-Nearest Neighbor (KNN) classification. For this test, the test was carried out with an image consisting of 188 pieces of dental images with details of age 14 to age 60, by dividing 141 as training images and 47 as test images and then grouping them into 2 classes namely adolescents with a range of 14-25 years, and adults with an age range of 26-60 years. So that the best accuracy was obtained at 82.9787% and computation time of 0.0629 seconds using the Gabor Wavelet method where feature extraction based on texture with parameters was used: parameters characterized as one order (mean, variance, standard deviation, skewness), scale = 3, orientation = 8, downsampling = 32, and in the KNN classification parameters are used: K = 3 and cityblock distance type. And the accuracy of 63.8298% with 0.1287 seconds computing

time in testing 47 classes or each age starting from 14-60, using a combination of statistical characteristics (mean, standard deviation, variance, skewness, kurtosis, and entropy), scale (u) = 5 and orientation (v) = 8, when the value of $d_1 = 32$, $d_2 = 32$ in feature extraction, and $K = 1$ and the type of cityblock distance in the classification.

Keywords: *Panoramic Radiography, Gabor Wavelet, K-Nearest Neighbor*

1. Pendahuluan

Salah satu informasi yang terkandung pada gigi adalah usia, gigi merupakan bagian terkeras dari seluruh tubuh manusia, hal ini dapat menjadikan gigi sebagai salah satu cara dalam ilmu forensik untuk mendeteksi usia manusia. Usia manusia, sebagai sifat pribadi yang dapat disimpulkan dengan melihat pola yang berbeda dari struktur gigi. Namun terdapat kasus tertentu dimana pendeteksian kelompok usia ini membutuhkan bantuan sistem, bukan manusia secara langsung, misalnya pada manajemen yang berhubungan dengan pelanggan elektronik. Deteksi usia dapat menjadi acuan untuk menyaring program atau iklan yang cocok sesuai usia. Penelitian ini mendeteksi kondisi gigi melalui pulpa gigi akar tunggal guna mengestimasi usia manusia melalui citra dental *panoramic radiograph* menggunakan metode ekstrak ciri *Gabor Wavelet* untuk menangkap ciri khusus, *Gabor Wavelet* dipilih karena dinilai lebih efektif untuk menangkap kontur citra yang bersifat halus, sehingga data yang diperoleh memiliki tingkat ketelitian yang lebih tinggi [16]. Untuk metode klasifikasi digunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) pemilihan metode KNN untuk klasifikasi dibandingkan dengan metode lain yakni karena metode KNN lebih mudah, lebih efektif untuk berbagai domain, mampu dalam jumlah besar dan waktu komputasi yang juga lebih singkat [9].

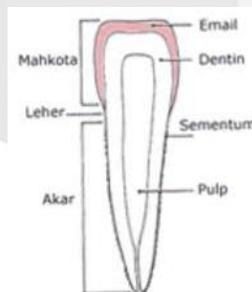
2. Dasar Teori

2.1 Ilmu Forensik Kedokteran Gigi

Ilmu forensik dikategorikan ke dalam ilmu pengetahuan alam yang ditunjang oleh ilmu kedokteran, farmasi, kimia, biologi, fisika, dan psikologi [1]. Salah satu bagian dari ilmu forensik adalah ilmu forensik gigi (forensik odontologi). Forensik odontologi diperlukan pada kondisi tubuh mayat yang sudah tidak dapat dikenali lagi. Sehingga, pengambilan rekaman gigi individu sangatlah penting sebelum terjadi kematian, karena dapat digunakan sebagai acuan untuk mengidentifikasi individu tersebut h[2].

2.2 Gigi

Gigi adalah alat yang digunakan untuk mengolah makanan saat kita makan. Dengan adanya gigi, kita dapat mengigit, memotong, mengunyah, sobek, dan menghaluskan makanan yang kita makan. Gigi berfungsi untuk mengunyah makanan menjadi halus. Hal ini sangat membantu kinerja enzim untuk mencerna makanan secara cepat dan efisien. Gigi manusia dibedakan menjadi 4 macam gigi yang terdapat dimulut berdasarkan bentuknya [5].



Gambar 2.1 Bagian Gigi [5]

Dalam setiap gigi manusia seperti pada Gambar 2.1 tersusun atas empat jaringan, yaitu email, dentin, pulpa, dan sementum. Email merupakan bagian gigi terkeras yang letaknya paling luar dan sangat keras. Dentin merupakan bagian gigi yang terletak dibawah email dan lebih lunak dari email. Dentin pada bagian akar dilapisi oleh sementum. Sementum merupakan jaringan keras yang menutupi akar gigi dengan lapisan yang sangat tipis. Di bawah dentin terdapat pulpa. Pulpa terletak ditengah-tengah gigi yang disebut cavum

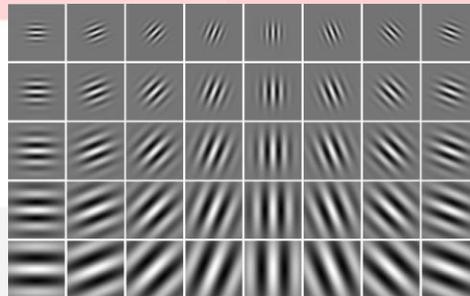
pulpa, yang terdiri dari pembuluh darah, syaraf, dan pembuluh limfa [5].

2.3 Panoramic Radiograph

Panoramik merupakan salah satu foto rontgen ekstraoral yang telah digunakan secara umum di kedokteran gigi untuk mendapatkan Gambaran tomografi yang memperlihatkan struktur fasial mencakup rahang maksila dan mandibula beserta struktur pendukungnya dengan distorsi dan *overlap* minimal dari detail anatomi pada sisi kontralateral. *Panoramic radiograph* adalah sebuah teknik dimana gambaran seluruh jaringan gigi ditemukan dalam satu film. Salah satu kelebihan panoramik adalah memiliki dosis radiasi yang rendah dimana dosis radiasi yang diterima pasien untuk satu kali foto panoramik hampir sama dengan dosis empat kali foto intra oral. Foto panoramik sangat bermanfaat dalam mendeteksi dan melokalisasi retakan mandibular dan entitas patologis yang lainnya dari bagian mandibular

2.5 Gabor Wavelet

Tujuan utama dan *Gabor Wavelet* adalah untuk memunculkan ciri-ciri dan citra yang telah dikonvolusi terhadap *kernel*. Transformasi *wavelet* bekerja hanya dengan mengacu pada domain spasial, yang hanya bekerja dengan acuan letak piksel-piksel yang menyusun sebuah citra. Citra merupakan sinyal yang mempunyai 2 dimensi, yaitu terdiri dari panjang (baris) dan lebar (kolom) atau dalam bahasa matriks dapat digambarkan sebagai matriks berukuran $M \times N$ [19].



Gambar 2.2 Representasi Nilai Real Gabor Kernel

Gabor Wavelet dibentuk dengan melakukan proses dilasi dan rotasi pada kernel tunggal dengan sejumlah parameter. Berdasarkan konsep tersebut, digunakan fungsi filter Gabor sebagai kernel untuk membentuk sebuah *filter dictionary*. Pada domain spasial, filter Gabor 2D merupakan sebuah fungsi kernel Gaussian yang dimodulasikan oleh sebuah gelombang sinusoidal yang kompleks. Rumus gabor dapat dilihat pada persamaan (2.3)

$$G(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\mu} \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j2\pi f x' + \varphi) \quad (2.3)$$

Dimana f merupakan frekuensi faktor sinusoidal, θ merepresentasikan orientasi filter Gabor, σ merupakan standar deviasi Gaussian, dan γ merupakan rasio filter. Jika semua Gabor filter dengan variasi frekuensi (f) dan orientasi (θ) diterapkan pada saw titik tertentu (x, y), maka didapatkan banyak respon filter untuk titik tersebut, misal: digunakan lima frekuensi ($f = 0, 1, 2, 3, 4$) dan delapan orientasi (θ), maka akan dihasilkan 40 respon filter untuk tiap titik citra yang dikonvolusikan dengan filter tersebut.

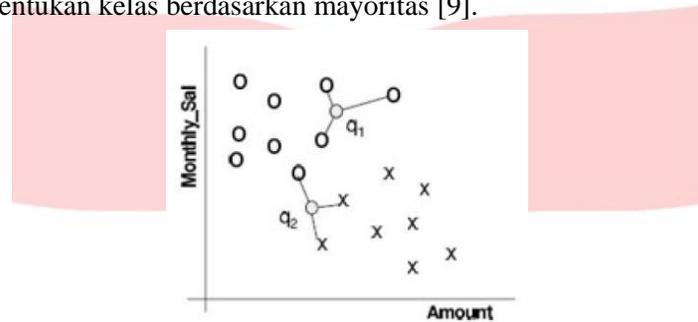
Ciri yang diekstrak pada penelitian merupakan ciri tekstur yang diantaranya adalah standar deviasi, ciri mean, ciri kurtosis, dan gabungan dan ketiganya. Ciri tersebut merupakan saw nilai yang diperoleh dan kombinasi saw nilai sudut orientasi θ dan sate nilai frekuensi. Kombinasi nilai yang berbeda menghasilkan nilai ciri yang berbeda pula. Nilai-nilai ciri ini merupakan elemen-elemen pada satu vektor ciri image. Dimensi vektor ciri yang dihasilkan tergantung pada jumlah kombinasi θ dan frekuensi yang digunakan [19]. Berikut parameter cirinya :

1. *Mean* (μ), menunjukkan ukuran dispersi suatu citra.
2. *Variance* (v), menunjukkan variasi elemen pada histogram suatu citra.
3. *Skewness* (s), menunjukkan tingkat kemiringan relatif kurva histogram suatu citra.
4. *Kurtosis* (k), menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram suatu citra.
5. *Strandar Deviasi* (σ), menunjukkan simpangan baku suatu citra
6. *Entropy* (H), mengukur ketidakakuran suatu citra

2.7 K-nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor (KNN) adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data. pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian digunakan algoritma ini untuk ditentukan kelasnya [7].

Ide utama dari algoritma KNN ditunjukkan pada gambar di bawah yang menunjukkan KNN pada dua kelas masalah dalam ruang dua dimensi. Pada contoh ini keputusan untuk q1 sangat mudah karena semua dari ketiga tetangga terdekat adalah kelas O sehingga diklasifikasikan sebagai kelas O. Situasi dari q2 sedikit lebih rumit karena memiliki dua tetangga dari kelas X dan satu dari kelas O. Masalah pada q2 dapat diatasi dengan voting mayoritas sederhana [8]. Klasifikasi KNN mempunyai tiga langkah, yaitu, menentukan tetangga-tetangga terdekat dari data tersebut, menentukan kelas dari masing-masing tetangga terdekat tersebut, menentukan kelas berdasarkan mayoritas [9].



Gambar 2.3 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Pada Gambar 2.9 pada q2 penentuan kelas sangat mudah yaitu dengan voting mayoritas sederhana yaitu dengan membandingkan jumlah kelas X terdekat ada dua dan jumlah kelas O ada satu buah, jadi dapat diambil kesimpulan bahwa q2 adalah kelas X. Tetapi yang menjadi masalah bila misal k yang diambil ada 2 dengan perincian kelas terdekat masing-masing kelas X dan kelas O satu buah maka menggunakan voting mayoritas sederhana tidak bisa dilakukan. Beberapa tipe jarak yang terdapat pada K-Nearest Neighbor adalah *euclidean, city block, cosine similarity, correlation* [10].

3. Pembahasan

3.1 Pre-processing

Pada pengujian system digunakan 188 buah citra, dibagi menjadi 141 citra latih dan 47 citra uji dan dikelompokkan lagi 2 kelas. Pengujian sistem dilakukan berdasarkan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik. Pada bagian ini akan dibandingkan pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh.. Hasil pengujian akan disajikan dalam bentuk tabel dan hasil pengujian tersebut akan dianalisis.

3.2 Analisis Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel dan kesimpulan dalam bentuk grafik. Skenario pengujian pada sistem ini adalah sebagai berikut:

Pengujian sistem dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Gabor Wavelet* dengan klasifikasi *K-NN*, yaitu dengan melihat perubahan parameter akurasi dan waktu komputasi terhadap parameter ciri karakteristik, skala, orientasi, $d_1 d_2$, nilai k, dan *distance*.

3.3 Hasil Pengujian Skenario Pertama

Berikut ini adalah data hasil pengujian skenario pertama untuk mengetahui pengaruh parameter orde satu terhadap akurasi dan waktu komputasi. Dimana parameter ciri karakteristik orde satu terdiri dari *mean, variance, standar deviasi, skewness, kurtosis, dan entropy* diuji pada metode *Gabor Wavelet*. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter $d_1=32, d_2=32, k=3$, dan *distance cityblock*..

Tabel 3.1 Akurasi Dan Waktu Komputasi Ciri Karakteristik

Orde 1 (μ, v, σ, s, k, H)	Akurasi (%)	Waktu Komputansi (s)	Jumlah Data Benar
μ, v, σ, s, k, H	74.4681	0.0543	35

mean, var, std, skew	82.9787	0.0568	39
std, skew, kurt, ent	74.4681	0.0648	35
mean, var, std	76.5957	0.0801	36
skew, kurt, ent	70.2128	0.0722	33
mean, var	76.5957	0.0677	36
std, skew	76.5957	0.0868	36
kurt, ent	68.0851	0.0592	32
Mean (μ)	74.4681	0.0651	35
Var (v)	72.3404	0.0668	34
Std (σ)	74.4681	0.0584	35
Skew (s)	72.3404	0.0549	34
Kurt (k)	55.3191	0.0538	26
Ent (H)	63.8298	0.0641	30

Berdasarkan Tabel 3.1 akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter orde satu yang digunakan adalah *mean, variansi, standart deviasi*, dan *skewness* yang memiliki akurasi 80.8511% dan akurasi terkecil sebesar 55.3191 % dimana parameter orde satu yang digunakan adalah *kurtosis*. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapatkan saat parameter orde satu yang digunakan adalah *mean, skewness, kurtosis*, dan *entropy* yaitu 0.0888s dan waktu komputasi terkecil didapatkan saat parameter orde satu yang digunakan adalah *kurtosis* yaitu 0,0538s. Hasil ini disebabkan, keempat vektor ciri terbaik tersebut berupa matriks yang memiliki banyak nilai untuk dikelompokkan, sehingga tingkat kecocokannya lebih besar dibandingkan dengan vektor ciri atau kombinasi lainnya yang hanya memiliki satu nilai untuk dikelompokkan. Hasil ini dikarenakan semakin bagus ciri pada parameter orde satu, maka semakin besar akurasi yang didapat oleh sistem.

3.4 Hasil Pengujian Skenario Kedua

Pada pengujian skenario ketiga ini akan menggunakan nilai skala dan orientasi pada *Gabor Wavelet*. Tabel 3.2 dibawah ini merupakan hasil pengujian sistem. Nilai skala yang digunakan adalah 2, 3, 5, dan 6. Orientasi yang digunakan adalah 5, 6, 7, 8, dan 9. Pengujian tahap ini menggunakan orde 1 = *feature mean, variansi, standart deviasi*, dan *skewness*. Parameter $d_1=48$, $d_2=48$, $k=3$, dan *distance cityblock*.

Tabel 3.2 Akurasi dan Waktu Komputasi Skenario Kedua dengan Skala dan Orientasi Gabor Wavelet

Skala (u)	Orientasi (v)	Akurasi (%)	Rata-rata	Waktu Komputasi (s)
2	6	76.5957	74.4681	0.0351
	7	70.2128		0.0381
	8	78.7234		0.0417
	9	72.3404		0.0494
3	6	72.3404	71.8085	0.0531
	7	68.0851		0.0580
	8	80.8511		0.0602
	9	65.9574		0.0621
5	6	65.9574	70.2127	0.0747
	7	68.0851		0.0856
	8	74.4681		0.0944
	9	72.3404		0.1130
6	6	65.9574	71.8084	0.0848
	7	72.3404		0.1073
	8	72.3404		0.1219
	9	76.5957		0.1349

Berdasarkan Tabel 4.2 skala bernilai 4 dan orientasi bernilai 8 memiliki nilai akurasi tertinggi dengan nilai 80.8511%. Rata-rata nilai akurasi yang paling besar adalah saat orientasi bernilai 8. Semakin besar nilai skala, maka dapat memberikan proses ekstraksi ciri yang lebih rinci dan mendetail namun dibutuhkan waktu yang lebih besar dalam proses ekstraksi ciri tersebut.

Selanjutnya pada tabel 3.3 menunjukkan hasil pengujian parameter faktor *downsampling* untuk panjang (d_1) dan tinggi (d_2) pada citra. Parameter d_1 dan d_2 yang digunakan adalah (8,8), (16,16), (32,32), dan (64,64) dengan orde satu *feature mean*, *variansi*, *standart deviasi*, dan *skewness*, skala (u) = 3 dan orientasi (v) = 8, $k=3$, serta *cityblock distance*

Tabel 3.3 Akurasi dan Waktu Komputasi d_1 dan d_2 Gabor

d_1, d_2	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
8,8	74.4681	0.0661	35
16,16	74.4681	0.0682	35
32,32	82.9787	0.0729	39
64,64	63.8298	0.0742	30

Berdasarkan Ttabel 4.3 akurasi terbesar didapatkan pada saat nilai $d_1=32, d_2=32$ yaitu sebesar 82.9787%. Akurasi terkecil pada saat nilai $d_1=64, d_2=64$ yaitu sebesar 63.8298%. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapat saat $d_1=64, d_2=64$ yaitu 0,0742s dan waktu komputasi terkecil disaat $d_1=8, d_2=8$ yaitu 0,0661s. Hal ini disebabkan karena semakin kecil nilai d_1 dan d_2 maka semakin kecil ukuran matriks yang dihasilkan, sehingga perhitungan dapat lebih cepat tetapi kecocokan akan semakin lemah dan sebaliknya.

3.5 Hasil Pengujian Skenario Ketiga

Tabel 3.4 merupakan hasil pengujian parameter nilai K dan distance pada K-NN kelas latih dan kelas uji. Dimana parameter nilai K yang digunakan adalah 1, 3, 5, 7, dan distance yang digunakan adalah euclidean, cityblock cosine, dan correlation dengan orde satu mean, variansi, standart deviasi, skala (u) = 3 dan orientasi (v) = 8, dan *downsampling* saat nilai $d_1=32, d_2=32$.

Tabel 3.4 Akurasi dan Waktu Komputasi K-NN pada Kelas Uji

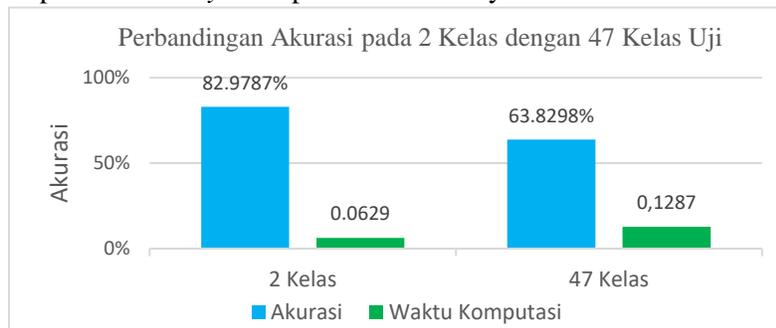
Distance	K	Akurasi Uji (%)	Rata-rata	Waktu Komputasi (s)
Euclidean		68.0851		0.0700
City Block	1	74.4681	63.8298	0.0629
Cosine		53.1915		0.0648
Correlation		59.5745		0.0631
Euclidean		78.7234		0.0623
City Block	3	82.9787	76.5956	0.0629
Cosine		74.4681		0.0628
Correlation		70.2128		0.0719
Euclidean		74.4681		0.0645
City Block	5	74.4681	73.9042	0.0631
Cosine		72.3404		0.0622
Correlation		72.3404		0.0635
Euclidean		74.4681		0.0638
City Block	7	74.4681	73.9042	0.0632
Cosine		72.3404		0.0627
Correlation		72.3404		0.0626

Berdasarkan hasil pengujian terhadap jarak dan nilai K pada klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN), dapat dilihat pada Tabel 4.5 bahwa hasil akurasi terbaik dari jarak-jarak K-NN yaitu pada tipe *distance cityblock* dengan nilai akurasi sebesar 82.9787%. Dilihat dari gambar 4.7 bahwa nilai k berpengaruh terhadap akurasi sistem. Semakin besar nilai k maka semakin banyak tetangga terdekat yang diambil untuk perhitungan akurasi. Tetangga-tetangga terdekat tersebut memiliki kemungkinan kelas yang berbeda sehingga mempengaruhi nilai kesamaan kelas.

3.6 Hasil Pengujian Skenario Keempat

Pengujian skenario keempat akan dilakukan perubahan jumlah kelas latih dan kelas uji sesuai umur masing-masing dengan rentan umur 14 hingga 60 yakni sebanyak 47 kelas, pengujian skenario keempat ini juga melakukan penambahan data latih berupa citra latih yang sama berjumlah 329 sampel dengan pembagian 282 sampel data latih dan 47 sampel data uji.

Proses klasifikasi pada pengujian sekario keempat ini yaitu dengan menentukan jumlah tetangga (K) terdekat pada KNN, lalu menentukan dan memilih tetangga (salah satu dari 47 kelas) dengan jarak paling dekat, Pada pengujian ini menggunakan kombinasi parameter orde 1 (*mean*, standar deviasi, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*), skala (u) = 5 dan orientasi (v) = 8, saat nilai $d_1=32$, $d_2=32$ pada ekstraksi ciri, dan K = 1 serta tipe *distance cityblock* pada klasifikasinya.



Gambar 3.1 Perbandingan Akurasi pada 2 Kelas Uji dengan 47 Kelas Uji

Dapat dilihat pada gambar 4.9 merupakan grafik yang menunjukkan perbandingan dari hasil nilai akurasi dan waktu komputasi 2 kelas dan 47 kelas, hasil yang didapatkan pada pengujian ini yakni nilai akurasi mencapai 63.8298% dengan waktu komputasi 0.1287 detik. Apabila dibandingkan dengan menggunakan 2 kelas saja yakni remaja dan dewasa dengan parameter pengujian paling baik, hasil yang didapatkan pada pengujian skenario keempat mengalami penurunan tingkat akurasi dan waktu komputasi yang dihasilkan lumayan lama dikarenakan pembagian kelas yang spesifik.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan sistem pengklasifikasian citra gigi kaninus rahang bawah pada penelitian ini didapatkan beberapa kesimpulan, diantaranya sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi ciri *Gabor Wavelet* dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* berbasis MATLAB mampu mendeteksi usia manusia melalui masukan citra panoramik kaninus rahang bawah.
2. Performansi akurasi terbaik yang diperoleh dari hasil pengujian 2 kelas pengujian yaitu 82.9787% dengan waktu komputasi 0.0629 detik ketika menggunakan kombinasi ciri statistik *mean*, *variansi*, standar deviasi, dan *skewness*, kondisi parameter skala = 3, orientasi = 8, *downsampling* = 32, nilai K = 3 dan tipe *distance cityblock*.
3. Pada pengujian 47 kelas yaitu umur 14 hingga umur 60 menghasilkan tingkat akurasi yang rendah yaitu 63.8298% dengan waktu komputasi 0.1287 detik menggunakan kombinasi ciri statistik (*mean*, standar deviasi, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*), skala (u) = 5 dan orientasi (v) = 8, saat nilai $d_1=32$, $d_2=32$ pada ekstraksi ciri, dan K = 1 serta tipe *distance cityblock* pada klasifikasinya.

5. Daftar Pustaka

- [1] Wirasuta, I.M.A.G. tt. *Pengantar Menuju Ilmu Forensik*. Bukit Jimbaran : Lembaga Forensik Sains dan Kriminologi. Universitas Udayana.
- [2] Widiatama, I Putu Aditya. 2016. *Klasifikasi Jenis Kelamin Manusia Melalui Citra Sidik Rугae Palatina dengan Menggunakan Metode Wavelet Transform dan K-Nearest Neighbor (K-NN)*. Bandung : Telkom University
- [3] Munir, Rinaldi. 2002. *Pengolahan Citra Digital*. Bandung : Institut Teknologi Bandung.
- [4] Solomon, Chris. 2011. *Fundamentals of Digital Image Processing-A Practical Approach with Examples in Matlab*. USA: A John Wiley & Sons, INC.

- [5] Rochmah, S. N., Sri Widayati, M. Miah. 2009. *Biologi : SMA dan MA Kelas XI*. Pusat Perbukuan, Departemen Pendidikan Nasional.
- [6] Daubechies, I. 1990. *The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization And Signal Analysis*. IEEE Trans. Information Theory 36 (1990) 961–1005.
- [7] Padraig. Cunningham, and Sarah Jane Delany, “*k-Nearest Neighbor Classifier*”. (-): Technical Report UCD-CSI, vol. 4, pp. 1-2, 2007.
- [8] S. Aksoy. (2008). “*Non Bayesian Classifier, k-Nearest Neighbor Classifier and Distance Functions*”. Ankara: Bilkent University., vol. I, pp. 5-6.
- [9] W. Hidayat, (2009). *Penerapan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Gambar Landscape Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur*. Bandung: Politeknik Telkom Bandung.
- [10] S. R. Listyanto, “Implementasi KNN untuk Mengenali Pola Citra untuk Mengidentifikasi Penyakit Kulit.”
- [11] Munir, Renaldi. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung : Penerbit Informatika.
- [12] Arief. (2012). *Jenis-jenis Citra Digital*. [Online]. Tersedia: <http://informatika.web.id/jenis-jenis-citra-digital.htm>
- [13] I Komang Parama Siddhi (2015). *Representasi Citra Digital* [Online]. Tersedia: <https://putuadisusanta.wordpress.com/2015/07/17/representasi-citra-digital/>
- [14] Danny Kurnianto (2015). *Belajar Image Processing – Mengenal Empat Tipe Dasar Citra Digital*. [Online]. Tersedia: <http://dannykurnianto.dosen.st3telkom.ac.id/belajar-image-processing-mengenal-empat-tipe-dasar-citra-digital/>
- [15] Diani, Mahyar. (2001). *Peranan Foto Rontgen dalam Bidang Odontologi Forensik*. Universitas Sumatra Utara. Medan.
- [16] U. N. Wisest), and T. Mutiah, "Implementasi Gabor Wavelet dan Support Vector Machine pada Deteksi Polycystic Ovary (PCO) Berdasarkan Citra Ultrasonografi," *Ind. Journal on Computing*, vol. I, no. 2, pp. 67-82, 2016.
- [17] L Cahyani, "Klasifikasi Citra Daun dengan Metode Gabor Co-Occurrence," Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2015.
- [18] D. Smrithi, “Coronal Pulp biomarker : A lesser known age estimation modality,” *Journal of The American Institute for Conservation*, vol. 39, 2008.
- [19] VT Channel (2016). *Intro, anatomi gigi* [Online]. Tersedia: <https://vascotulalo.blogspot.com/2016/02/intro-anatomi-gigi.html>
- [20] Mirza, F.H., “Gender determination using canine mandibular index. A new perspective in forensic odontology,” *MC supplement* (52-54), 2012.
- [21] Kaushal, S., “Significance of mesiodistal diameter of the mandibular permanent canine in sexual dimorphism,” *JPAFMAT*, 2008.
- [22] Nelson, S.J., “Wheeler’s Dental Anatomy, Physiology, and Occlusion Ninth Edition,” Saunders Elsevier, Missouri, 2010.
- [23] Kiran, C.S., “Discriminant Canine Index (MCI) – A novel approach in sex determination,” *Annali di Stomatologia* (43-46), 2015.
- [24] Singh, S.K., “Mandibular canine index: A reliable predictor for gender identification using study cast in Indian Population,” *India J Dent Res*.
- [25] Hosmani, “Reliability of mandibular canine as indicators for sexual dichotomy,” *J Int Oral Health* (1-7), 2013.
- [26] Yondri, L., “Selayang Pandang Arkeologi Prasejarah Di Kawasan Jawa Barat,” *Makalah Penyuluhan Arkeologi*, 2015.