

**PERBANDINGAN DETEKSI PULPITIS MELALUI CITRA RADIOGRAF PERIAPIKAL
DENGAN EKSTRAKSI CIRI WATERSHED DAN GREY LEVEL CO-OCCURRENCE
MATRIX (GLCM) DENGAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOUR (K-NN)
COMPARISON OF PULPITIS DETECTION THROUGH PERIAPICAL RADIOGRAPH
WITH WATERSHED AND GREY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) FEATURE
EXTRACTION WITH K-NEAREST NEIGHBOUR (K-NN) CLASSIFICATION**

Mareska Pratiwi Maharani¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Prof. Dr. Drg. Suhardjo, MS. SpRKG(K)³

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

³Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

¹ mareskapm@student.telkomuniversity.ac.id ²bhidayat@telkomuniversity.co.id, ³suhardjo@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Menjaga kesehatan gigi dan mulut sangatlah penting terutama gigi yang berfungsi sebagai pengolah makanan yang memungkinkan manusia untuk mengigit, memotong, menguyah dan menghaluskan makanan. Salah satu penyakit yang sering menyerang gigi adalah Pulpitis. Pulpitis disebut juga sebagai radang gigi yang menimbulkan rasa nyeri karena terjadi di pulpa gigi yang mengandung banyak saraf dan pembuluh darah. Cara mendeteksi penyakit ini dengan cara periodikal radiograf yaitu dengan menggunakan sinar x-ray. Namun cara ini masih memiliki kualitas citra yang rendah.

Berlandaskan masalah tersebut, tugas akhir ini akan meningkatkan kualitas terhadap citra radiograf bertujuan untuk membantu dokter dalam mendeteksi penyakit pulpitis pada gigi, dari yang sebelumnya hanya dokter ahli dalam bidang radiologi yang jumlahnya masih sedikit di Indonesia. Penelitian ini dilakukan dengan mensintesis dari penelitian yang sudah ada dan berhubungan dengan teknik diagnosa penyakit gigi melalui pengolahan citra digital dan citra periapikal radiograf.

Metode-metode yang diuji kembali adalah Grey Level Co-occurrence Method (GLCM) dan Watershed. Serta untuk klasifikasinya menggunakan metode K-Nearest Neighbour. Data yang digunakan berupa citra gigi pulpitis reversible, citra gigi pulpitis irreversible dan citra gigi normal. Akurasi identifikasi tertinggi yang didapat menggunakan metode Watershed adalah 83,33% dan menempuh waktu komputasi 0,3730 detik dengan ukuran image 256 x 256 piksel dan nilai K=1. Sedangkan untuk metode GLCM didapat akurasi tertinggi nya yaitu 66,66 % dan menempuh waktu komputasi 0,1629 detik dengan ukuran image 128 x 128 piksel, jarak 3 piksel, sudut 90 derajat, level kuantisasi 16 dan nilai K=1.

Kata Kunci : *Gigi, Granuloma, Hak Cipta Penelitian.*

Abstract

It's really important to keep the healthy teeth and mouth especially the teeth as a food processing that makes possible for human to bite, cut, swallow and make food softer. One of the disease that usually occur in teeth is Pulpitis. Pulpitis also called as teeth inflammation that cause painful feeling because happened in teeth pulp that contain a lot of nerves and blood vessel. Method to detect this disease is with radiograf periapical that using x-ray. But this method is still has a low image quality.

Based on that problem, this final assignment will improve the quality of radiograf image aim to help doctors to detect pulpitis in teeth, from the previous that only doctors in radiology that still not many of them in Indonesia. This research has been done by synthesize from the previous researches and related with teeth disease diagnostic techniques through digital image processing and radiographic periapical images.

The methods that have been done are Gray Level Co-occurrence Method (GLCM) and Watershed. And for the classification using K-Nearest Neighbors method. The data used in the form of reversible pulpitis teeth image, teet image of irreversible pulpitis and normal teeth image. The highest identification accuracy obtained using Watershed method is 83.33% and computed 0.3730 seconds with 256 x 256 pixel image size and K = 1. While for GLCM method obtained its highest accuracy is 66.66 % and computing time 0.1629. seconds with image size is 128 x 128 pixels, distance is 3 pixel, 90 degree angle, quantization level is 8 and K=1.

Keywords: *Teeth, Pulpitis, Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM), Watershed ,*

K Nearest-Neighbour

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi semakin cepat seiring berjalannya waktu dan dibutuhkan manusia akan teknologi yang terus meningkat. Pengolahan citra digital menjadi salah satu teknologi yang dapat memberi solusi beberapa masalah yang banyak orang hadapi. Salah satu contohnya adalah untuk mendeteksi penyakit yang menyerang gigi. Dalam bidang kesehatan saat ini masih sedikit jumlah dokter radiologi yang dapat menangani penyakit gigi karena membutuhkan kemampuan radiograf, yaitu gambaran radiografi pada suatu film khusus yang dihasilkan dengan paparan radiasi x-ray ke arah organ tubuh tertentu. Radiograf sangat menunjang hasil diagnosa agar dokter dapat mengetahui tindakan yang dibutuhkan bagi pasien.

Penyakit gigi yang sering terjadi adalah pulpitis, pulpitis adalah peradangan pada pulpa gigi yang menimbulkan rasa nyeri. Penyebab pulpitis adalah pembusukan karena bakteri dan cedera. Jika terserang pulpitis reversible, pulpa pasien masih dapat kembali normal setelah dilakukan tindakan oleh dokter, tetapi jika pasien terkena pulpitis irreversible akan sangat sulit membuatnya seperti semula karena pulpitis irreversible adalah pulpitis akut. Dikarenakan penyakit ini menyerang pulpa yang terdapat di bagian gigi paling dalam, maka diperlukan pengolahan citra radiograf yang dapat membantu mendeteksi pulpitis.

Dalam melakukan pengolahan citra digital, radiologi menggunakan citra grayscale atau gambar dengan warna keabu-abuan yang diharapkan gambar lebih bisa dibaca dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan pengolahan citra digital dengan metode Grey Level Co-occurrence Method (GLCM) dan Watershed. Serta untuk klasifikasinya menggunakan metode K-Nearest Neighbour. Sistem ini memberikan hasil klasifikasi dan deteksi pada jaringan granulasi gigi untuk menentukan jenis penyakit yang terjadi pada gigi.

Dari sintesis penelitian yang sudah dilakukan ini, diharapkan diperoleh metoda yang akurasinya paling tinggi, dan selanjutnya bisa diproses menjadi hak cipta penelitian. Selain itu juga, diharapkan dapat lebih memudahkan para dokter khususnya dibidang kedokteran gigi serta ahli radiologi dalam pendeteksian penyakit pulpitis, dengan alat atau aplikasi yang telah teruji akurasinya.

1.2. Tujuan dan Manfaat

Tujuan dan manfaat penelitian ini adalah:

1. Membuat aplikasi berbasis Matlab yang dapat meningkatkan kualitas citra periapical radiograf.
2. Mampu mendeteksi penyakit pulpitis melalui periapical radiograf dengan metode segmentasi citra *Grey Level Co-occurrence Method (GLCM)* dan *Watershed*, serta ekstraksi ciri kemudian dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)*.
3. Menghasilkan gambar gigi yang mencirikan penyakit pulpitis agar dokter di bidang radiologi dapat dengan mudah mengklasifikasikannya.

1.1. Rumusan Masalah

Berdasarkan deskripsi latar belakang dan penelitian terkait, maka masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Pengolahan hasil periapical radiograf berupa citra digital yang diolah dengan bahasa pemrograman MATLAB.
2. Melakukan analisis dari seluruh penelitian yang sudah dilakukan terkait dengan diagnosa penyakit pulpitis.
3. Meningkatkan kualitas dari metode yang sudah ada agar dapat menghasilkan hasil dengan akurasi yang lebih baik.
4. Mampu mendiagnosa apakah suatu gigi dinyatakan terserang pulpitis *irreversible*, pulpitis *reversible*. Atau normal.

1.2. Batasan Masalah

Pada penelitian ini didapat batasan masalah untuk memfokuskan masalah yang akan digunakan untuk menganalisis penelitian yang akan dilaksanakan sebagai berikut :

1. Format data dari periapical radiografi ini berupa citra gambar digital masukan dalam bentuk *.jpeg.
2. Data masukan berupa hasil dari periapical radiograf.
3. Domain citra yang digunakan terfokus pada domain spasial.
4. Metode-metode pada domain frekuensi yang diujikan kembali yaitu *Grey Level Co-occurrence Method (GLCM)* dan *Watershed*, sebagai ekstraksi ciri kemudian dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (K-NN)*.
5. Hasil periapical radiograf di dapat dari bagian radiologi FKG Universitas Padjajaran.
6. Pembuatan program dengan menggunakan Matlab R2016b.

2. Dasar Teori

2.1. Gigi

Gigi adalah bagian terkeras di dalam mulut yang berfungsi untuk menguyah, memotong dan merobek makanan. Tanpa gigi, proses pencernaan makanan akan terganggu karena di dalam mulut lah proses mencerna makanan secara

mekanik. Makanan halus yang sudah di proses di dalam mulut ini sangat membantu kinerja enzim untuk mencerna makanan secara cepat dan efisien. Gigi manusia yang sempurna memiliki 4 lapisan yaitu email gigi, sementum gigi, dentin gigi, rongga gigi. Rongga gigi disebut juga dengan pulpa. Pulpa memiliki jaringan lunak di tengah gigi dan membentuk rongga terdiri dari pembuluh darah dan pembuluh saraf. Fungsi pulpa adalah memberikan nutrisi pada gigi dan identifikasi zat asing. [1, 2]

2.2. Radiografi Periapikal

Berbagai macam pemeriksaan dapat dilakukan oleh seorang dokter gigi untuk menegakkan diagnosis suatu penyakit, salah satunya adalah melakukan pemeriksaan dengan menggunakan pemeriksaan radiografi. Radiografi dentomaksilofasial merupakan media penunjang untuk menentukan rencana perawatan, dan media penunjang untuk mengevaluasi hasil perawatan yang telah dilakukan. Radiografi periapikal digunakan oleh dokter gigi untuk melihat keadaan gigi dan jaringan sekitarnya dengan lebih detail. Radiograf dianggap baik bila memiliki detail atau ketajaman gambar dan densitas atau derajat kehitaman yang baik.

2.3. Pengolahan Citra Digital

Citra Digital adalah suatu matriks yang terdiri dari baris dan kolom dimana setiap pasang indeks dari baris dan kolom menyatakan suatu titik pada citra. Nilai dari setiap matriks menyatakan nilai kecerahan titik tersebut. Titik-titik tersebut dinamakan sebagai elemen citra atau piksel. Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi variabel, $f(x,y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ adalah intensitas citra pada koordinat tersebut. Beberapa jenis citra digital dapat dibagi menjadi tiga, yaitu Citra Biner (*Monochrome*), Citra Keabuan (*Grayscale*), dan Citra Warna (*True Color*). [2] [3]

2.4. Watershed

Operasi watershed merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mensegmentasi citra. Metode watershed membagi skala keabuan atau citra berwarna dalam region berbeda dengan merepresentasikan citra sebagai relief topografi. Analisis ini dijelaskan melalui metafora yang didasarkan pada perilaku air dalam bentang alam. Ketika hujan, tetesan air jatuh di daerah yang berbeda, maka akan mengikuti permukaan yang menurun. Air akan berakhir di bagian bawah lembah sehingga untuk setiap lembah akan ada daerah yang semua air mengalir ke dalamnya. Ketika air yang naik dari dua lembah penampungan hendak bergabung, maka dibangun sebuah dam untuk mencegah penggabungan tersebut. Aliran air akan mencapai tingkat yang diinginkan dan berhenti mengalir ketika bagian atas dari dam terlihat. Tepi dam yang terlihat inilah yang menjadi batasan dan hasil dari segmen citra.

2.5. Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah tabulasi dari seberapa sering perbedaan kombinasi dari nilai kecerahan tiap pixel muncul dalam sebuah citra. GLCM mengekstrak informasi struktural tentang pola tekstur yang akan di analisis pada skala dan orientasi yang berbeda. GLCM didefinisikan sebagai tabulasi dari data piksel citra dimana seberapa sering kombinasi yang berbeda pada nilai keabuan yang muncul pada citra. Berikut adalah langkah – langkah yang di lakukan dalam metode GLCM [3] [4]:

1. Quantization

Pada tahap ini, terlebih dahulu mengkonversi nilai grayscale citra ke dalam rentang nilai – nilai sesuai dengan tabel dari level kuantisasi yang dipilih.

2. Co-occurrence

Maksud dari kookurensi ini adalah jumlah kejadian satu level nilai intensitas piksel bertetangga dengan satu level intensitas piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut(θ) tertentu. Jarak dinyatakan dengan piksel. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval tiap sudutnya sebesar 45° sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar satu piksel. Orientasi sudut dapat di bentuk dalam empat arah sudut, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° .

3. Symmetric

Menjadikan nilai-nilai yang sama terjadi pada sel-sel di sisi berlawanan dari diagonal, yang bertujuan untuk membuat matriks simetrikal pada bagian diagonalnya. Dapat juga diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Misalkan terdapat piksel (2,3) maka secara orientasi horizontal piksel (2,3) sama dengan piksel (3,2). Oleh karena itu, *Symmetric* adalah hasil penjumlahan matrik kookurensi dengan matrik transposenya.

4. Normalization

Pada tahap normalisasi, semua angka yang ada pada hasil dari matriks *symetric* dibagi dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut. Hasil dari pembagian tersebut adalah hasil dari normalisasi, dengan persamaan 2.1:

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}^2} \quad (2.1)$$

$P_{i,j}$ = Probabilitas Matriks
 i = Nomor Baris
 j = Nomor Kolom
 $V_{i,j}$ = Nilai Matriks

2.3.1. Feature Extraction

Terdapat 4 fitur ekstraksi ciri dari metode GLCM ini, yaitu :

1. Energi

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N-1} \{p(i,j)\}^2 \quad (2.2)$$

i = Baris
 j = Kolom
 N = Jumlah Piksel

Nilai *energy* yang didapat berdasarkan perhitungan persamaan 2.2 menunjukkan sifat homogenitas. Semakin besar nilai yang di dapat, semakin mirip citra tersebut dengan kelasnya. Nilai *energy* tinggi muncul saat tekstur citra cenderung seragam.

2. Kontras

Kontras menghitung perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang berdekatan diseluruh gambar. Dapat dianggap sebagai ketergantungan linear terhadap level keabuan piksel tetangga.

$$Contrast = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (2.3)$$

3. Homogenitas

Nilai homogenitas adalah nilai keseragaman citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki nilai *homogeneity* yang tinggi.

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i,j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2.4)$$

4. Korelasi

Mengukur ketidakmiripan suatu tekstur dimana nilainya akan besar bila acak dan benilai kecil jika seragam.

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.5)$$

$$\mu_i = \sum_{i,j} i [P(i,j)] \quad (2.6)$$

$$\mu_j = \sum_{i,j} j [P(i,j)] \quad (2.7)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i,j} P(i,j)(i - \mu_i)^2} \quad (2.8)$$

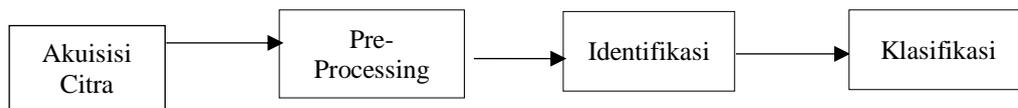
$$\sigma_j = \sqrt{\sum_{i,j} P(i,j)(j - \mu_j)^2} \quad (2.9)$$

2.6. K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian algoritma ini digunakan untuk menentukan kelasnya.

3. Pembahasan

3.1 Gambaran Umum Sistem



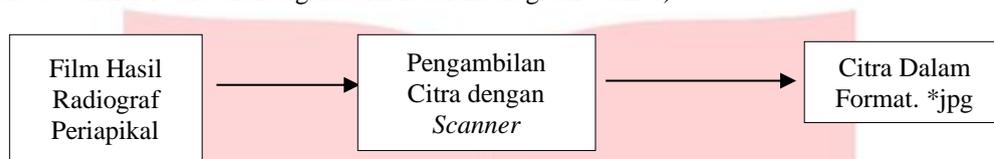
Gambar 3. 1 Diagram Blok Sistem

Gambar 3.1 adalah sistematika alur kerja sistem secara garis besar dengan uraian sebagai berikut :

1. Pengambilan citra granuloma menggunakan kamera digital.
2. *Pre-processing* citra dengan pengolahan citra digital. Mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale*.
3. Ekstraksi ciri menggunakan metode yang paling akurat.
4. Menganalisis ciri, klasifikasi dengan sistem *K – Nearest Neighbor*.

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tujuan utama dari akuisisi citra yaitu untuk menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekaman citra digital. Tahap - tahap yang akan dilakukan saat akuisisi citra akan digambarkan dalam diagram berikut)



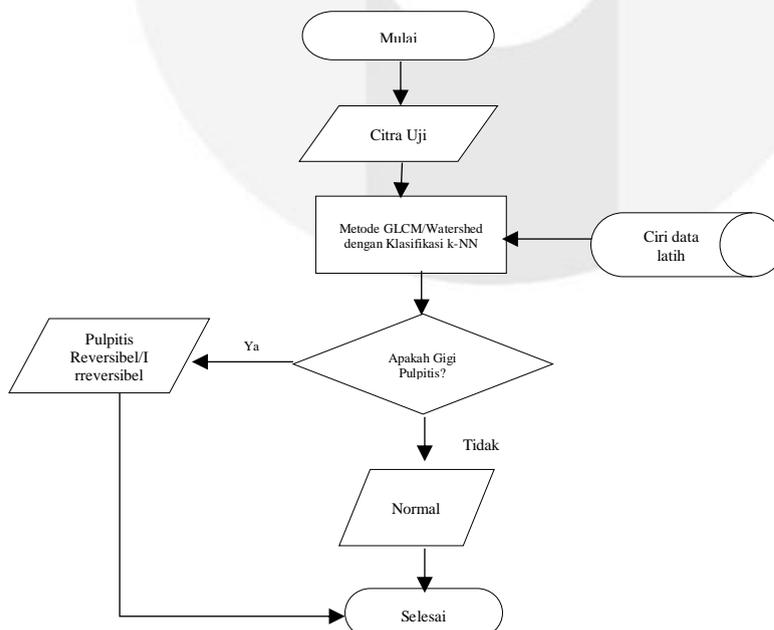
Gambar 3. 2 Diagram Akuisisi Citra

3.3 Identifikasi

Setelah proses pre-processing, proses selanjutnya adalah proses identifikasi citra, proses ini terdiri dari dua proses yaitu proses latih dan proses uji. Proses latih merupakan pengambilan nilai pixel yang akan digunakan sebagai acuan, dimana nilai tersebut akan dicocokkan dengan citra uji untuk proses pendeteksian penyakit pulpitis. Pada proses latih data yang telah dimasukkan dari hasil periapikal radiograf akan memasuki tahap pre-processing kemudian dilakukan proses segmentasi citra dengan metode watershed . Setelah melakukan segmentasi proses dilanjutkan pada tahap uji citra , pada tahap ini citra uji dicocokkan dengan metode klasifikasi KNN untuk mengetahui kecocokan nilai pixel dari data uji terhadap data latih dan mengetahui jumlah selisih nilai pixel setiap data.

3.4 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan tahap terakhir dari perancangan sistem pendeteksi penyakit granuloma ini. Untuk melakukan klasifikasi ini maka digunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbour* (K-NN). Pada penelitian ini, pemilihan kelas klasifikasi dilakukan dengan mencari kelas terdekat suatu data latih terhadap data uji, kemudian pemilihan kelas ini mempertimbangkan jarak isi dari suatu kelas terdekat. Setelah mengetahui jarak terdekat dari suatu data latih, maka data latih tersebut diklasifikasikan menjadi dua yaitu, granuloma dan normal. Tahapan dari proses klasifikasi citra dapat dilihat pada diagram berikut :



Gambar 3. 3 Diagram Alir Proses Klasifikasi

4. Implementasi dan Pengujian Sistem

4.1. Pengujian Perbandingan Dimensi Citra Pada Watershed

Pengujian perbandingan dimensi citra ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi dengan menggunakan ukuran citra yang berbeda-beda dengan rincian $k=1$.

Tabel 4. 1 Perbandingan Dimensi Terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi dengan Ekstraksi Ciri Watershed

No.	Dimensi Citra	Data Benar	Akurasi	Waktu
1.	128 x 128	11	61,11%	0,3746
2.	256 x 256	15	83,33%	0,3780
3.	512 x 512	5	38,88%	0,5980

Pada table 4.1 terlihat bahwa akurasi tertinggi dan waktu komputasi tercepat dimiliki oleh citra dengan dimensi 256x256 piksel yaitu sebesar 83.33% dan 0,3780 detik

4.2. Pengujian Perbandingan Dimensi Citra Pada GLCM

Pada pengujian perbandingan dimensi citra pada GLCM ini akan menunjukan perbedaan akurasi dan waktu komputasi dengan menggunakan ukuran citra yang berbeda-beda dengan rincian $K=1$, $\text{offset}=90^\circ$ dan level kuantisasi=16.

Tabel 4. 2 Perbandingan Dimensi Terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi dengan Ekstraksi Ciri GLCM

No.	Dimensi Citra	Data Benar	Akurasi	Waktu
1.	128 x 128	10	66,66%	0,1629
2.	256 x 256	8	44,44%	0,3780
3.	512 x 512	7	38,88%	0,5980

Pada table diatas terlihat bahwa akurasi tertinggi dan waktu komputasi tercepat dimiliki oleh citra dengan dimensi 128 x 128 piksel yaitu sebesar 66,66% dan 0,1629 detik

4.3. Pengujian Pengaruh Perubahan Nilai k

Pada pengujian ini akan dilakukan pengujian performansi sistem pada kedua jenis metode. Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada nilai k 1, 3, 5 . Pengujian pertama menggunakan ekstraksi ciri Watershed dan dimensi citra 256 x 256, dan pada kondisi kedua menggunakan ekstraksi ciri GLCM dengan rincian $\text{offset}=90^\circ$, level kuantisasi=16 dan dimensi citra 128x128. Citra latih yang digunakan berjumlah menggunakan 21 citra latih yang terdiri dari 7 citra diagnosa pulpitis reversible, 7 citra diagnosa pulpitis irreversible, 7 citra gigi normal dan 18 citra uji yang terdiri dari 6 citra diagnosa pulpitis reversible, 6 citra diagnosa pulpitis irreversible dan 6 citra gigi normal. Dari ketiga variansi nilai k tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 3 Pengaruh Perubahan Nilai k Terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi

Jenis Ekstraksi Ciri	K=1		K=3		K=5	
	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu	Akurasi	Waktu
Watershed	83,33%	0,3780	66,66%	0,4813	61,11%	0,3702
GLCM	66,66%	0,1629	55,55%	0,2336	50%	0,2133

Pada tabel 4.3 dengan menggunakan kondisi pertama yaitu dengan ekstraksi ciri Watershed didapatkan akurasi paling tinggi pada nilai $K = 1$ yaitu 83.33%. Waktu komputasi terkecil adalah saat nilai $K = 5$ yaitu 0,3702 detik. Pada kondisi kedua yaitu dengan ekstraksi ciri GLCM didapatkan akurasi paling tinggi adalah saat nilai $K = 1$ yaitu 66,66 %. Waktu komputasi terkecil adalah saat nilai $K = 1$ yaitu 0,1629 detik.

DCT.

4.4. Pengujian Pengaruh Penggunaan Ciri Statistik

Pada pengujian pengaruh penggunaan ciri statistik akan dilakukan pengujian performansi sistem pada data. Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada perbedaan jumlah ciri statistik pada metode Watershed dengan dimensi citra 256 x 256 dan K=1 dan pada kondisi kedua menggunakan metode GLCM dengan rincian offset=90°, level kuantisasi=16 dan dimensi citra 128x128. Data menggunakan 21 citra latih yang terdiri dari 7 citra diagnosa pulpitis reversible, 7 citra diagnosa pulpitis irreversible, 7 citra gigi normal dan 18 citra uji yang terdiri dari 6 citra diagnosa pulpitis reversible, 6 citra diagnosa pulpitis irreversible dan 6 citra gigi normal. Penggunaan parameter dasar metode untuk Watershed berarti menggunakan mean, variansi, energi, entropi, skewness dan kurtosis. Sedangkan parameter dasar dari metode GLCM adalah kontras, homogenitas, energi dan corelasi.skewness.

Tabel 4. 4 Pengaruh Penggunaan Ciri Statistik Terhadap Nilai Akurasi dan Waktu Komputasi

Metode	Parameter Dasar Metode		Energy	
	Akurasi	Waktu Komputasi	Akurasi	Waktu Komputasi
<i>Watershed</i>	83,33%	0,3780	77,77%	0,4410
GLCM	66,66%	0,1629	50%	0,2102

Pada table 4.4 terlihat bahwa hasil akurasi tertinggi didapat dengan menggunakan parameter dasar dari metode Watershed dengan 83,33% dan waktu komputasi terendah dimiliki oleh metode GLCM dengan menggunakan semua ciri statistik dasar.

4.5. Kelemahan dan Kelebihan Pada Metode Terpilih

Setelah melakukan banyak percobaan dengan beberapa parameter berbeda pada 2 metode terpilih, yaitu Watershed dan GLCM, maka dapat dilihat kelebihan dan kekurangan dari metode-metode tersebut. Berikut kelebihan dan kekurangan metode Watershed dan GLCM:

Metode	Kelebihan	Kekurangan
Watershed	<ul style="list-style-type: none"> Menghasilkan segmentasi yang lebih stabil 	<ul style="list-style-type: none"> Metode watershed menghasilkan terlalu banyak region yang menyebabkan bagian penting objek terpisah atau disebut oversegmentasi
GLCM	<ul style="list-style-type: none"> GLCM sangat akurat sebagai deskriptor fitur/ciri dalam merepresentasikan analisis tekstur dari suatu citra 	<ul style="list-style-type: none"> GLCM hanya dapat bekerja optimal pada domain grayscale, sehingga komponen warna dari citra diabaikan

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisi yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

- Secara umum sistem yang telah dibuat dapat mendeteksi citra periapikal radiograf yang mengandung pulpitis reversibel, pulpitis irreversibel dan gigi normal melalui proses image processing dengan menggunakan metode *Watershed* dan GLCM dengan klasifikasi K-NN.
- Pada penelitian ini menggunakan metode *Watershed* mendapatkan akurasi terbaik yaitu 83,33% dengan waktu komputasi 0,3730 detik sedangkan pada metode GLCM mendapatkan akurasi terbaik yaitu 66,66% dengan waktu komputasi 0,1629 detik
- Masing masing metode mempunyai kekurangan dan kelebihan berdasarkan pengujian yang telah dilakukan. Keduanya sudah cukup bagus untuk dapat mendeteksi penyakit pulpitis reversibel dan pulpitis irreversibel. Tetapi dengan menggunakan metode *Watershed* dapat menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada dengan menggunakan metode GLCM, walaupun GLCM memproses nya lebih cepat daripada *Watershed*.

5.1 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Diharapkan penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode yang berbeda untuk mencari tingkat akurasi yang lebih baik.
2. Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut seperti diaplikasikan pada perangkat android.
3. Diharapkan dapat mengumpulkan lebih banyak variasi data dengan kualitas gambar yang lebih baik

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. T. W. Puspitasari, "Karakterisasi stem cell pulpa gigi sulung dengan modifikasi enzim tripsin".
- [2] T. Sutoyo, "Teori Pengolahan Citra Digital," 2009.
- [3] G. A, "Texture Characterization based on Conference of Informatics and Management Science," 2013.
- [4] D. Putra, "Pengolahan Citra Digital," 2010.

