

SINTESA PENELITIAN DETEKSI KISTA PERIAPIKAL RADIOGRAF DENGAN METODE *BINARY LARGE OBJECT* (BLOB) DAN METODE *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM)

RESEARCH SYNTHESIS IN PERIAPICAL CYST DETECTION WITH BINARY LARGE OBJECT (BLOB) METHOD AND GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX (GLCM) METHOD

Nabila Sarashadarti¹, 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

¹nabilasarash@students.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.co.id,

³ Suhardjo_sitam@yahoo.com

Abstrak

Kista adalah sebuah rongga yang berisi cairan atau gas, kista pada gigi yang paling sering dijumpai ialah kista periapikal, yaitu kista yang terjadi pada ujung akar. Untuk melakukan diagnosa kista periapikal diperlukan dokter ahli di bidang radiologi yang mana masih sedikit jumlahnya di Indonesia, karena masalah itu penulis membuat tugas akhir ini dengan tujuan dapat mempermudah pendeteksian kista periapikal.

Berdasarkan penelitian-penelitian yang sudah dilakukan, dipilih dua metode yang diuji kembali dalam tugas akhir ini, yaitu metode BLOB (*Binary Large Object*) dan metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*). Kedua metode ekstraksi ciri ini dilakukan kemudian diklasifikasikan menggunakan metode pengklasifikasian *K-Nearest Neighbour*.

Pada penelitian ini digunakan 16 Data Latih dan 13 Data Uji, setelah hasil pengujian didapatkan hasil dengan tingkat akurasi uji untuk Metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) 100% yang diraih dengan waktu komputasi 0,6521s pada citra berdimensi 512x512 dengan nilai kuantisasi 16 pada jarak 5 dengan fasa 90° dan Metode BLOB (*Binary Large Object*) pada citra berdimensi 128x128 menggunakan ciri statistik orde satu *mean*, *kurtosis*, dan *entropy* meraih tingkat akurasi uji sebesar 76,92% dengan waktu komputasi 0,5434s.

Kata Kunci : kista periapikal, BLOB, periapikal radiograf, GLCM

Abstract

A cyst is a cavity containing a liquid or gas, periapical cyst is a cyst that occurs at the end of the roots, usually start with pulpitis. To correctly diagnose periapical cyst, a doctor who has an expert in radiology is needed, which are still few in number in Indonesia, because of that problems the author makes this final project with the aim of facilitating the detection of periapical cysts.

Based on previous researches that is already done, author selected two tested methods that return in this final task, the method of BLOB (*Binary Large Object*) and the method of GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*). Both methods of feature extraction then classified using classification method of *K-Nearest Neighbour*.

This research uses 16 trained data and 13 test data, the obtained results for GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) method is 100% with computing time 0, 6521s on the 512x512-dimensional image with the value of the quantization 16 at 5 with 90° phase and BLOB (*Binary Large Object*) method on the-dimensional image 128 x 128 using statistical characteristics of order one using *mean*, *kurtosis*, and the *entropy* resulting level of accuracy test of 76.92% with computing time 0, 5434s.

Keywords : *Periapical Cyst, GLCM, BLOB, Periapical Radiograph*

1 Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Gigi manusia terdiri dari beberapa lapisan yaitu email, dentin, dan rongga pulpa, selain itu ada juga sementum yang mengelilingi akar gigi. Pada saat gigi mengalami karies, gigi akan berlubang sehingga kuman dapat dengan mudah masuk ke dalam lubang dan menyebabkan infeksi. Kurangnya perawatan kebersihan gigi dapat memicu kista. [1]

Kemajuan teknologi telah banyak membantu dalam deteksi penyakit gigi dan mulut, salah satunya adalah penggunaan alat periapikal radiograf. Hasil radiograf adalah gambar dari gigi, tulang, dan jaringan lunak di sekitarnya yang membantu untuk menemukan masalah dengan gigi, mulut, dan rahang. Namun, hasil ini

memiliki sifat tidak pasti sehingga diagnosis yang tidak tepat dapat menyebabkan rencana perawatan dan pengobatan yang tidak tepat pula. Oleh sebab itu, dibutuhkan suatu alat yang dapat membantu meningkatkan akurasi deteksi penyakit yang dapat membantu para dokter gigi untuk mendapat diagnosa yang akurat. Melalui pengolahan citra digital diharapkan bisa membantu dalam menjawab tantangan bidang radiologi gigi ini dimana hasil diagnosis akan lebih objektif sehingga dapat menjadi standarisasi untuk tiap kasus. Metode yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah Grey Level Co-occurrence Method (GLCM) yang membandingkan seberapa sering kombinasi dari piksel yang berbeda terjadi pada gambar dan juga Binary Large Object (BLOB) kemudian hasil tersebut diklasifikasikan menggunakan K-Nearest Neighbour.

Dari sintesis penelitian yang sudah dilakukan ini, diharapkan diperoleh metode yang akurasi 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 kista pada gigi dengan alat atau aplikasi yang telah teruji akurasi.

1.2 Tujuan penelitian

Tujuan serta manfaat dari pembuatan Tugas Akhir ini adalah:

1. Membuat sebuah aplikasi pengolahan citra yang dapat digunakan sebagai alat bantu identifikasi serta diagnosa awal kista periapikal pada gigi.
2. Menganalisis performansi sistem dalam menentukan diameter dan diagnosa awal kista.
3. Mendeteksi penyakit kista pada gigi melalui radiograf periapikal melalui segmentasi citra yang fokus pada domain spasial dengan menggunakan beberapa metode yaitu Binary Large Object (BLOB) dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), sebagai ekstraksi ciri kemudian dilakukan pengklasifikasian dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbour (K-NN).
4. Melakukan sintesis pada semua penelitian sebelumnya sehingga diperoleh metode yang akurasi paling tinggi, untuk selanjutnya bisa diproses menjadi hak cipta penelitian.

1.3 Rumusan Masalah

Permasalahan yang akan menjadi objek pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana perancangan sistem pendeteksian gigi dengan kista periapikal yang efektif menggunakan BLOB dan GLCM.
2. Bagaimana analisa sistem dengan menggunakan BLOB dan GLCM sehingga hasilnya akurat.
3. Metode manakah yang lebih akurat dalam pendeteksian kista pada gigi jika dibandingkan antara BLOB dan GLCM.
4. Dalam pendeteksian kista melalui pengolahan citra radiograf periapikal, metode apa yang paling akurat untuk mendapatkan hasil akurasi tertinggi.

1.4 Batasan Masalah

Agar dalam pengerjaan penelitian ini didapatkan hasil yang optimal, maka digunakan batasan masalah sebagai berikut :

1. Sistem ini disimulasikan pada objek citra gigi manusia.
2. Citra yang menjadi masukan adalah citra digital gigi yang diperoleh dari bagian radiologi RSGM FKG Universitas Padjajaran.
3. Format data merupakan citra digital yang merupakan hasil dari scanner dalam format JPEG (*.JPEG).
4. Sintesis penelitian yang dilakukan difokuskan pada domain spasial, yaitu metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Binary Large Object (BLOB) sebagai ekstraksi ciri, dan K-Nearest Neighbour (K-NN) sebagai metode klasifikasi ciri.
5. Hasil keluaran sistem yaitu untuk mendeteksi citra gigi apakah gigi dalam kondisi normal atau kista.
6. Perangkat lunak yang digunakan adalah MATLAB R2017a.

2 Landasan Teori

2.1 Kista Periapikal

Kista adalah rongga patologis yang berisi cairan, semi cairan atau gas yang dibatasi oleh epitel atau jaringan ikat. Kista periapikal merupakan kista yang paling sering terjadi di rongga mulut. Kista periapikal tergolong dalam kista odontogenik. Kista odontogenik sendiri mempunyai pengertian yaitu kista yang disebabkan oleh gigi, baik oleh karena peradangan pada gigi atau karena mal formasi (kelainan pembentukan) gigi selama perkembangan. Sedangkan kista periapikal adalah kista yang terbentuk pada ujung akar gigi yang jaringan pulpanya (sarafnya) sudah mati, yang merupakan kelanjutan dari peradangan pada jaringan pulpa gigi (pulpitis). Diagnosis dari kista periapikal dapat ditentukan melalui rontgen gigi dan pemeriksaan secara histologi. [5]

Kista periapikal merupakan perkembangan lebih lanjut dari infeksi gigi karena karies (gigi berlubang). Apabila gigi yang berlubang dibiarkan terus menerus, maka akan menyebabkan peradangan pada jaringan pulpa gigi (pulpitis) kemudian terjadi kematian saraf pada gigi tersebut. Setelah gigi non vital (mati) lama kelamaan akan dapat terbentuk kista periapikal pada ujung akar gigi tersebut. [5]

2.2 Radiologi Gigi

Radiografi digunakan untuk melakukan pemeriksaan gigi. Radiografi periapikal ini memanfaatkan sinar X untuk mendapatkan gambar dari suatu gigi. Bahan dasar dari foto hasil radiograf periapikal ini adalah plastik (poliester). Plastik yang belum memiliki gambar biasanya disebut film, sedangkan yang sudah memiliki gambar disebut foto. Untuk mendapatkan foto maka digunakan sinar-X sebagai radiasi peng-ion yang akan mengionisasi AgBr (perak bromida) yang ada pada plastik.[Prof. Suhardjo] Setelah AgBr diionisasi maka akan dihasilkan $Ag^+ + Br^-$. Kemudian Ag^+ ini yang akan dinetralisir dan menempel pada film dan menghasilkan foto yang disebut radiograf periapikal. Hasil dari radiografi ini adalah sebuah gambar gigi yang disebut radiograf periapikal. Radiograf periapikal ini yang digunakan sebagai acuan untuk melakukan diagnosis pada penyakit yang terjadi pada gigi[3]. Gambar 2.1 adalah contoh x-ray gigi yang terkena kista periapikal.



Gambar 2.1 Citra Kista Periapikal

2.3 Konsep Dasar Citra Digital

Citra digital adalah sebuah fungsi 2D yang didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ yang merupakan fungsi intensitas cahaya, dimana nilai x dan y merupakan koordinat spasial dan nilai fungsi di setiap titik (x,y) merupakan tingkat keabuan citra pada titik tersebut. Citra digital dinyatakan dengan sebuah matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya disebut sebagai elemen gambar atau piksel menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut [4].

2.3.1 Citra Grayscale

Citra *Grayscale* adalah citra digital yang hanya mempunyai satu nilai kanal untuk setiap pikselnya. Citra yang ditampilkan dari citra jenis ini terdiri dari warna hitam, keabuan, dan putih. Tingkat keabuan dalam citra *grayscale* terdiri dari berbagai tingkatan, dari hitam hingga mendekati putih [5].

Citra yang ditampilkan dari citra jenis ini terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat. Citra *grayscale* berbeda dengan citra "hitam-putih", dimana pada konteks komputer, citra hitam putih hanya terdiri atas 2 warna saja yaitu "hitam" dan "putih" saja. Pada citra *grayscale* warna bervariasi antara hitam dan putih, tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak.

2.3.2 Citra RGB

Citra RGB merupakan citra yang mempresentasikan warna merah, hijau, biru dan mengandung matriks data berukuran $m \times n \times 3$ untuk setiap pikselnya. *Red* (Merah), *Green* (Hijau) dan *Blue* (Biru) merupakan warna dasar yang dapat diterima oleh mata manusia. Setiap piksel pada citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi dari ketiga warna dasar RGB. Setiap titik pada citra warna membutuhkan data sebesar 3 byte. RGB didasarkan pada teori bahwa mata manusia peka terhadap panjang gelombang 630nm (merah), 530 nm (hijau), dan 450 nm (biru) [7]. Untuk monitor komputer, nilai rentang paling kecil berada di angka 0 dan paling besar 255. Pemilihan skala 256 ini didasarkan pada cara mengungkap 8 digit bilangan biner yang digunakan oleh komputer.

2.4 Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)

Metode GLCM adalah suatu metode statistik yang melakukan analisis terhadap suatu piksel pada citra dan mengetahui tingkat keabuan dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Metode statistik terdiri dari ekstraksi ciri orde pertama dan ekstraksi ciri orde kedua. Ekstraksi ciri orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan ekstraksi ciri statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi [8]. Untuk melakukan

analisis citra berdasarkan distribusi statistik dari intensitas pikselnya, dapat dilakukan dengan mengekstrak fitur teksturnya.

1. *Quantization*

Quantization adalah suatu konversi nilai *grayscale* dengan menggunakan 256 nilai keabuan suatu citra ke dalam level tertentu. Tujuannya adalah agar dapat mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.

2. *Co-occurrence*

Ko-occurrence artinya kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas piksel bertetangga dengan satu level intensitas piksel lain dalam jarak dan orientasi sudut tertentu (d, θ). Jarak dinyatakan dengan piksel. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval tiap sudutnya sebesar 45° sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar satu piksel [9].

3. *Symmetric*

Symmetric menjadikan nilai-nilai yang sama terjadi pada sel-sel di sisi berlawanan dari diagonal. Tujuannya adalah 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 matriks ko-occurrence dengan matriks transposenya.

$$\text{Matriks } D = \text{Matriks } C + \text{Matriks } C^T \quad (2.1)$$

4. *Normalization*

Setelah matriks GLCM simetris, maka langkah selanjutnya adalah membagi nilai setiap angka pada matriks D dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut.

5. *Feature Extraction*

Feature extraction GLCM merupakan salah satu cara ekstraksi fitur tekstur statistik orde kedua. Berikut merupakan persamaan beberapa ciri tekstural tersebut diantaranya adalah Kontras, homogenitas, korelasi, energi dan entropi.

2.5 *Binary Large Object (BLOB)*

BLOB adalah suatu daerah dari piksel yang saling berdekatan pada suatu citra tertentu dengan nilai logika yang sama. Setiap piksel yang tergabung pada daerah BLOB akan berada di bagian depan, sedangkan piksel yang berada di bagian belakang disebut sebagai *background* dengan nilai logika 0. Konsep BLOB juga dikenal sebagai *region detection* atau pelabelan yaitu melakukan segmentasi dengan mengelompokkan antara satu piksel dengan piksel lain yang hampir serupa ke dalam satu region.

Perhitungan BLOB ada beberapa proses yaitu: pemetaan objek, pengumpulan informasi objek, serta filter objek berdasarkan ukuran [15]. Proses pemetaan objek akan menelusuri dan melabeli setiap piksel pada citra sehingga dapat diketahui piksel pembentuk BLOB pada citra. Proses pengumpulan informasi akan mengolah label tiap piksel sehingga diketahui luas area, tingkat kepenuhan dan titik pusat BLOB. Proses filter objek akan menyeleksi BLOB yang akan diproses berdasarkan tinggi dan lebarnya. Langkah-langkah perhitungan BLOB adalah sebagai berikut.

1. Proses pemetaan objek akan menelusuri tiap piksel pada setiap baris yang ada dan memberikan label pada piksel yang memiliki nilai warna selain hitam ($RGB = 0\ 0\ 0$). Setiap piksel yang memiliki relasi hubungan 8-Neighbours akan diberikan label yang sama.
2. Proses pengumpulan informasi BLOB akan mengumpulkan dan mengolah informasi tiap piksel yang bertetangga berdasarkan letak dan label yang dihasilkan oleh proses pemetaan objek. Letak dan label piksel yang bertetangga tersebut digunakan untuk membentuk suatu BLOB dan informasi pendukung seperti luas area, tingkat kepenuhan, titik pusat dan area kotak BLOB.
3. Proses filter BLOB akan melakukan filter berdasarkan tinggi dan lebar objek. BLOB dengan tinggi atau lebar di bawah nilai minimum akan dihilangkan dari peta objek setelah BLOB dengan dimensi yang tidak sesuai dengan syarat minimum dihilangkan, dilakukan pembaharuan label BLOB terdeteksi.

2.6 *K-Nearest Neighbour*

K-Nearest Neighbour merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengklasifikasian. Prinsip kerja *K-Nearest Neighbour* adalah mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (*neighbour*) terdekatnya dalam data pelatihan. Umumnya data latih diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian algoritma ini untuk menentukan kelasnya. Jadi klasifikasi KNN ini mempunyai dua langkah:

1. Menentukan tetangga-tetangga terdekat dari data tersebut, tergantung berapa banyaknya nilai k yang ditentukan (nilai k harus ganjil).
2. Menentukan kelas dari masing-masing tetangga itu.

Jumlah tetangga terdekat ditentukan oleh *user* yang dinyatakan dengan k.

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (X_2 - X_1)^2} \quad (2.2)$$

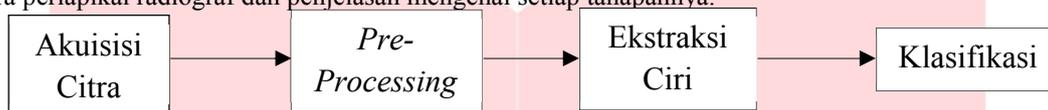
Dengan:

X_1 : Sampel Data, X_2 : Data Uji, i : Variabel Data, d : Jarak, p : Dimensi Data

3. Perancangan Sistem

3.1 Perancangan Model Sistem

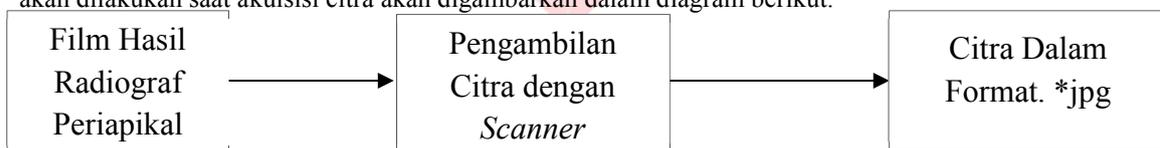
Dalam bab ini akan dijelaskan secara umum mengenai tahapan dari proses penelitian deteksi kista melalui citra periapikal radiograf dan penjelasan mengenai setiap tahapannya.



Gambar 3.2 Gambaran Umum Sistem

3.1.1 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 3.3 Akuisisi Citra

3.1.2 Pre-Processing

Pre-processing dibutuhkan untuk memudahkan pengolahan citra selanjutnya. *Pre-processing* terbagi menjadi 3 bagian, yaitu:

3.1.2.1 Resize

Film hasil *periapical radiograph* merupakan film hasil dari beberapa gigi, karena pada saat pengambilan citra dari beberapa gigi, diperlukan proses *cropping*. Tujuan proses *cropping* adalah melakukan pemotongan citra gigi yang tidak diinginkan dan menghasilkan citra gigi yang mengalami masalah saja, selain itu juga *resize* dilakukan agar semua citra yang akan di deteksi memiliki standar ukuran yang sama.

3.1.2.2 Konversi Warna

Citra digital hasil di *resize* merupakan citra yang terdiri dari tiga komponen yaitu *Red* (merah), *Green* (hijau), *Blue* (biru), sehingga perlu dilakukan konversi warna, dari sebuah citra yang memiliki 3 *layer* menjadi citra 1 *layer*.

3.1.2.3 Hasil Pre-processing

Setelah dilakukannya *resize* serta konversi warna pada citra maka akan dihasilkanlah citra hasil *pre-processing* yang kemudian akan diproses pada proses pengolahan citra selanjutnya.

3.1.3 Ekstraksi Ciri

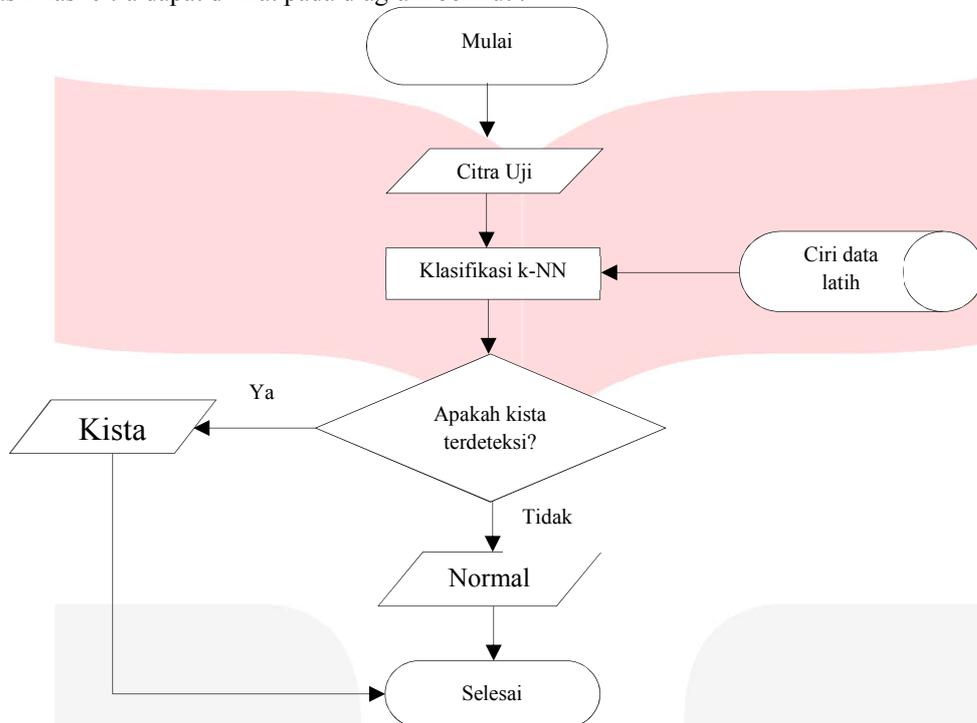
Untuk mendapatkan karakteristik dari citra uji, maka pada citra tersebut dilakukan proses ekstraksi ciri. Ekstraksi ciri dilakukan dengan metode *Binary Large Object* (BLOB) dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Setelah melakukan ekstraksi fitur, dihasilkan ciri data latih yang kemudian disimpan dalam sebuah *database*. Kemudian proses ekstraksi ciri dari data uji juga dilakukan. Proses ekstraksi ciri menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan segmentasi warna menggunakan *Binary Large Object* (BLOB) serta proses ekstraksi ciri orde I, maka akan dihasilkan ciri dari data uji. Ciri data uji ini akan diklasifikasikan dengan menggunakan *K-Nearest Neighbour* (K-NN).

Metode BLOB merupakan salah satu metode *image segmentation* yang berbasis *region growing*. Hal ini bertujuan untuk menganalisis tekstur dengan lebih spesifik dan akurat, karena metode BLOB ini dapat membedakan warna yang mempunyai gradasi yang sangat tipis. Konsep dasar dari metode ini ialah mengelompokkan suatu piksel dengan piksel lain yang hampir serupa dengan menggunakan konsep ketetanggaan dan *labeling* yang kemudian memisahkannya menjadi bagian-bagian citra.

Metode GLCM termasuk dalam analisis tekstur orde dua yang nantinya akan menghasilkan parameter-parameter ciri statistik orde dua. Pada GLCM, dibentuk matriks ko-okurensi dengan beberapa percobaan jarak dan sudut orientasi. Penulis akan membandingkan antara metode BLOB dan GLCM metode manakah yang memiliki tingkat akurasi tertinggi.

3.1.4 Klasifikasi

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



Gambar 3.4 Diagram Alir Proses Klasifikasi

Untuk memulai proses klasifikasi maka dilakukan pengujian terhadap data uji dengan cara memasukkan data uji. Data uji yang dimasukkan merupakan data uji citra radiograf periapikal. Pengujian citra uji ini akan dibandingkan dengan data latih dengan menggunakan *k-Nearest Neighbour*. Pengklasifikasian dilakukan dengan menghitung jarak dengan menggunakan *Euclidean Distance*. Dari penghitungan jarak ini dihasilkan data jarak. Kemudian dilakukan penghitungan kelas terdekat antara kelas data latih dan kelas data uji. Setelah mendapatkan kelas terdekat antara data latih dan data uji, maka data latih tersebut diklasifikasikan menjadi dua, yaitu kista atau normal.

Analisis dan Hasil Performansi

3.2 Pengujian dan Analisis Pengaruh Ukuran Citra

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh dari ukuran citra terhadap nilai akurasi sistem dalam mengklasifikasikan gigi kista dan gigi normal. Ukuran citra yang digunakan adalah 128x128, 256x256, dan 512x512 Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Ukuran Citra

Ukuran Resize	Akurasi (%)	
	GLCM	BLOB
128x128	69%	69,23%
256x256	76,92%	38,46%
512x512	15	86.67%

Pada Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi dimiliki oleh citra berukuran 512x512 yaitu sebesar 77% dengan metode GLCM.

3.3 Pengujian dan Analisis Pengaruh nilai k dari klasifikasi K-Nearest Neighbour

Pada pengujian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan metode K-NN. Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada nilai k 1, 3, dan 5. Pada pengujian

perbandingan dimensi citra ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi dengan menggunakan nilai k yang berbeda beda pada ukuran citra 512×512 dengan nilai $k=1$, arah 0° , jarak=1 dan level kuantisasi 8 untuk metode GLCM dan parameter ciri statistik orde satu yaitu *mean*, *variance*, *skewness*, *ukuran*, dan *entropy* pada citra berukuran 128×128 untuk metode BLOB.

Tabel 4.2 Hasil Nilai K

Nilai K	GLCM		BLOB	
	Akurasi (%)	Waktu Komputasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi
K = 1	77	0,6127s	69,93	0,5512
K = 3	77	0,6173s	46,15	0,6095
K = 5	76,92	0,6173s	30,77	0,7205

3.4 Pengujian dan Analisis Pengaruh Radius Piksel dan Arah Sudut Metode GLCM

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh dari radius piksel terhadap nilai akurasi sistem. Nilai jarak yang digunakan ada 3 yaitu: 1, 2, dan 5 dengan nilai $k=1$. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Radius Piksel

Kuantisasi 8				Kuantisasi 16			
Jarak	Arah Sudut	Offset	Akurasi Uji (%)	Jarak	Arah Sudut	Offset	Akurasi Uji (%)
1	0	[0 1]	76,92	1	0	[0 1]	84,62
	45	[-1 1]	61,54		45	[-1 1]	92,3
	90	[-1 0]	69,23		90	[-1 0]	92,3
	135	[-1 -1]	69,23		135	[-1 -1]	92,3
2	0	[0 2]	69,23	2	0	[0 2]	92,3
	45	[-2 2]	69,23		45	[-2 2]	92,3
	90	[-2 0]	69,23		90	[-2 0]	92,3
	135	[-2 -2]	69,23		135	[-2 -2]	92,3
5	0	[0 5]	69,23	5	0	[0 5]	100
	45	[-5 5]	69,23		45	[-5 5]	84,62
	90	[-5 0]	69,23		90	[-5 0]	100
	135	[-5 -5]	53,85		135	[-5 -5]	100

Pada tabel 4.3 dapat dilihat bahwa radius terbaik yang dapat digunakan adalah 5. Dari tabel juga dapat dilihat bahwa kuantisasi 16 dengan radius 5 mempunyai akurasi tertinggi dengan rata-rata 96,16%.

3.5 Pengujian dan Analisis Pengaruh Penggunaan Ciri Statistik Orde Satu pada BLOB

Kondisi ini menggunakan parameter ekstraksi ciri statistik orde satu yang terdiri dari *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis* dan *entropy*. Berikut merupakan hasil pengujian pengaruh kelima parameter terhadap tingkat akurasi serta waktu komputasi

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Ciri Statistik Orde Satu

Jumlah Parameter	Akurasi (%)	Waktu Komputasi
1 parameter	76,92	0,5572s
2 parameter	76,92	0,5482s
3 parameter	76,92	0,5434s
4 parameter	69,23	0,5438s
5 parameter	69,23	0,5512s

4. Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang dapat diambil setelah melakukan pengujian dan analisa pada perancangan sistem pengolahan citra pada deteksi penyakit kista, maka dapat ditarik kesimpulan:

1. Pengolahan citra pada deteksi penyakit kista menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan metode segmentasi warna BLOB dengan metode klasifikasi K-NN *Euclidean Distance* dapat digunakan untuk melakukan identifikasi terhadap citra yang terdiagnosis kista ataupun tidak.
2. Pada penelitian ini didapatkan hasil akurasi tertinggi untuk metode ekstraksi ciri GLCM bernilai 100% dan untuk metode segmentasi citra dengan BLOB bernilai 76,92%
3. Hasil akurasi terbaik dapat dicapai dengan metode GLCM.

Daftar Pustaka

- [1] [Mulyani, Evi Dewi Sri, N. Nelis Febriani SM. 2017. Aplikasi Pakar Diagnosa Penyakit Gigi Menggunakan Metode Forward Chaining Berbasis Mobile. Konferensi Nasional Sistem & Informatika 2017.
- [2] Julianti, Riri S. Ked, Mohan S. Dharma, S. Ked, Erdaliza, S. Ked, Dini Anggia, S. Ked, Febry Fahmi, S. Ked, Laila Aidi, S. Ked, Marissa Alfian, S. Ked. 2008. Gigi dan Mulut.
- [3] L. Bretzner & T. Lindeberg. 1998. *Feature Tracking with Automatic Selection of Spatial Scales*. Computer Vision and Image Understanding.
- [4] Olaf E. Langland, Robert P Langlais, John W Preece. 2002. *Book of Principles of Dental Imaging*.
- [5] Ernest R. Lalocde, A.B., MSc., D.D.S., M.S.D. Raymond G. Luehke, D.D.S., M.S.D., Lexington, Ky. 1968. *The frequency and distribution of periapical cysts and granulomas*. American Association of Endodontists: I. B. Bender.
- [6] Putra, Darma. 2010. Buku Pengolahan Citra Digital.
- [7] RD. Kusumanto, Alan Novi Tomponu. 2016. Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. 2011 Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011.
- [8] James Martin, James J. Odell. 1992. *Principles of Object-Oriented Analysis and Design*. Upper Saddle River, United States. Pearson Education (US)
- [9] R. Unpad. 2014. "Citra Radiografi Panoramik pada Tulaog Maodibula untuk Deteksi Dini Osteoporosis dengan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix," pp. <http://repository.unpad.ac.id/20563/1/08-Citra-Radiografi-Panoramik.pdf>.
- [10] Stuart C. White, M.J. Pharoah 2004. *Pharaoh and White's Oral Radiology: Principles and Interpretations*. 5th Edition. Mosby.
- [11] Mike Horvath. 2006. Additive Colors.
- [12] Chris Bank. 2014. "50 shades of Wireframes" <https://onextrapixel.com/50-shades-of-wireframes..>
- [13] A. Kaspers. 2011. "Blob Detection," presented at the Biomedical Image Sciences, Image Sciences Institute, UMC Utrecht.
- [14] T. Roshna, and K. Nandakumar. 2012. "Generalized Aggressive Periodontitis and Its Treatment Options: Case Reports and Review of the Literature", <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3265097/>
- [15] Benedictus Yoga Budi Putranto, Widi Hapsari, Katon Wijana. 2010. "Segmentasi Warna Citra Dengan Deteksi Warna HSV Untuk Mendeteksi Objek." Yogyakarta.